



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS POLA PERSEBARAN PUSKESMAS
DI SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POISSON
POINT PROCESS***

**CHORIAH MARGARETA KUSUMANINGRUM
NRP 1313 100 047**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS POLA PERSEBARAN PUSKESMAS
DI SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POISSON
POINT PROCESS***

**CHORIAH MARGARETA KUSUMANINGRUM
NRP 1313 100 047**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



FINAL PROJECT – SS141501

**PATTERN ANALYSIS OF HEALTH CENTER
LOCATION IN SURABAYA USING SPATIAL
POISSON POINT PROCESS**

**CHORIAH MARGARETA KUSUMANINGRUM
NRP 1313 100 047**

**Supervisor
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS POLA PERSEBARAN PUSKESMAS DI SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POINT PROCESS*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

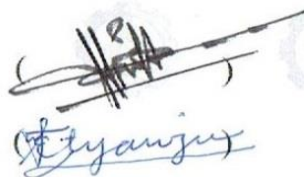
Oleh :

Choriah Margareta Kusumaningrum
NRP. 1313 100 047

Disetujui oleh Pembimbing:

Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
NIP.19621015 198803 1 002

Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S
NIP. 19560424 198303 2 001



Mengetahui,
Kepala Departemen



Dr. Suhartono
NIP. 19710929 199512 1 001
SURABAYA, JULI 2017

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

ANALISIS POLA PERSEBARAN PUSKESMAS DI SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POINT PROCESS*

Nama Mahasiswa : Choriah Margareta Kusumaningrum
NRP : 1313 100 047
Departemen : Statistika FMIPA-ITS
Pembimbing 1 : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
Pembimbing 2 : Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S

Abstrak

Puskesmas merupakan salah satu fasilitas pelayanan kesehatan yang terdekat dengan masyarakat, yang berfungsi sebagai upaya kesehatan masyarakat dan perorangan tingkat pertama untuk mencapai derajat kesehatan masyarakat setinggi-tingginya. Ukuran ideal dari sebuah puskesmas adalah dapat mencakup 30.000 penduduk. Kesenjangan jumlah cakupan per puskesmas terjadi di Surabaya, hal ini merupakan indikasi kurang meratanya persebaran lokasi puskesmas di Surabaya. Oleh karena itu pada penelitian ini dilakukan analisis dengan menggunakan model Spatial Poisson Point Process untuk mendapatkan efektivitas lokasi puskesmas di Surabaya dilihat dari posisi/lokasi puskesmas di wilayahnya. Hasil analisis yang diperoleh didapatkan bahwa pola persebaran puskesmas di Surabaya tidak homogen atau inhomogeneous Poisson process, kemudian didapatkan model dari intensitas kepadatan puskesmas di Surabaya dengan menggunakan mixture Poisson regression. Model yang diperoleh tidak ada variabel covariate yang memiliki pengaruh signifikan terhadap penambahan puskesmas. Efektivitas penambahan puskesmas di Surabaya perlu mempertimbangkan variabel covariate area seperti jumlah penduduk dan mempertimbangkan batas wilayah per kecamatan.

Kata Kunci : *Mixture Poisson Regression, Puskesmas, Spatial Poisson Point Process*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PATTERN ANALYSIS OF HEALTH CENTER LOCATION IN SURABAYA USING SPATIAL POISSON POINT PROCESS

Student's Name : Choriah Margareta Kusumaningrum
NRP : 1313 100 047
Department : Statistics
Supervisor 1 : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D
Supervisor 2 : Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S

Abstract

Health center (Puskesmas) is one of the closest health service facilities for the community, which serves as one of the government's effort to enhance the level of public health. The Increasing number of health center does not directly describe the fulfillment of basic health services needed in a region. Community health center which can cover up to maximum 30,000 people is the ideal size of one health center. The gap in coverage of each health center in Surabaya, this is an indication of the unbalance spread of health center in Surabaya. Therefore, this research aims to analyze the spread of health center in Surabaya using Spatial Poisson Point Process model in order to get the effective location of Surabaya's health center which based on position/location of health center of each Surabaya's area. The results of the analysis state that the distribution pattern of health center in Surabaya is not homogenous or called inhomogeneous Poisson process. Based on the model obtained by the simulation result, there are no covariate that have significant influence on the addition of health center. The effectiveness of the addition of health center in Surabaya need to consider variable of covariate area such as population and borderline in each district.

Keyword : Mixture Poisson Regression, Puskesmas, Spatial Poisson Point Process

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Assalamu’alaikum Warahmatullah Wabarokatuh.

Alhamdulillahirobbil‘alamin. Puji syukur senantiasa penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul **“ANALISIS POLA PERSEBARAN PUSKESMAS DI SURABAYA MENGGUNAKAN *SPATIAL POISSON POINT PROCESS*”** dengan lancar dan tepat waktu. Keberhasilan penyelesaian laporan Tugas Akhir ini tidak terlepas dari partisipasi dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Iikom., Ph.D dan Dra. Wiwiek Setya Winahju, M.S selaku dosen pembimbing yang senantiasa memberikan membimbing, memberikan arahan dalam selama menyelesaikan Tugas Akhir ini.
2. Dr.Sutikno, S.Si, M.Si dan Pratnya Paramitha Oktaviana, S.Si, M.Si selaku tim peguji yang telah memberikan ilmu, kritik dan saran untuk kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Seluruh Bapak-Ibu dosen Statistika ITS atas segala bimbingan dan ilmu yang telah diberikan, serta seluruh staf karyawan Jurusan Statistika ITS atas pelayanan selama ini.
4. Orang tua penulis yang senantiasa memberi dukungan, semangat, dan doa untuk kesuksesan penulis.
5. Sahabat penulis yang senantiasa memberikan semangat, bantuan, dan doa untuk kelancaran Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat baik bagi penulis, pembaca, dan semua pihak.

Wassalamu’alaikum Warahmatullah Wabarokatuh.

Surabaya, Juli 2017

Choriah Margareta Kusumaningrum

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I. PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan	6
1.4 Manfaat	6
1.5 Batasan Masalah.....	7
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Uji Kesesuaian Distribusi	9
2.2 Keluarga Ekspensial	10
2.3 <i>Spatial Point Process</i>	11
2.4 Transformasi <i>Pixel Image</i>	14
2.5 Regresi Poisson	15
2.6 Metode Bayesian	17
2.6.1 Distribusi <i>Prior</i>	18
2.6.2 <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC)	19
2.6.3 <i>Gibbs Sampling</i>	19
2.7 <i>Deviance Information Criterion</i> (DIC)	20
2.8 Puskesmas	20
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	23
3.2 Variabel Penelitian	23

3.3 Langkah Analisis.....	26
3.4 Diagram Alir	29

BAB IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Eksplorasi Data Lokasi dan Variabel Covariate Puskesmas	31
4.2 Model Intensitas Puskesmas Menggunakan Regresi Poisson.....	38
4.3 Model Intensitas Puskesmas Menggunakan <i>Mixture Poisson Regression</i>	39
4.3.1 Uji Kesesuaian Distribusi.....	39
4.3.2 Uji Homogenitas Intensity.....	40
4.3.3 Identifikasi <i>Mixture</i>	40
4.3.4 Pemodelan <i>Mixture Poisson Regression</i>	41
4.3.5 Simulasi Penambahan Titik Lokasi Puskesmas Baru	44
4.4 Perbandingan Model Intensitas Puskesmas Menggunakan Regresi Poisson dan Model <i>Mixture Poisson Regression</i>	46

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	49
5.2 Saran.....	49

DAFTAR PUSTAKA	51
LAMPIRAN	55
BIODATA PENULIS	79

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Planar Point Pattern lokasi puskesmas.....	24
Gambar 3.2 Hasil <i>preprocessing</i> variabel respon	24
Gambar 3.3 Variabel <i>Covariate</i> dalam bentuk pixel	25
Gambar 3.4 DAG untuk model Mixture Poisson.....	28
Gambar 3.5 <i>Flowchart</i> metode analisis	30
Gambar 4.1 (a) <i>Planar Point Pattern</i> lokasi puskesmas... 32	32
(b) <i>Contour</i> lokasi puskesmas.....	32
Gambar 4.2 <i>Mark Point Pattern</i> Jumlah Layanan Unggulan Puskesmas	33
Gambar 4.3 <i>Mark Point Pattern</i> Jumlah Kunjungan Rawat Inap.....	35
Gambar 4.4 <i>Mark Point Pattern</i> Jumlah Kunjungan Rawat Jalan.....	36
Gambar 4.5 Histogram data jumlah puskesmas per grid ..	40
Gambar 4.6 <i>Directed Acyclic Graph (DAG) mixture Pois- son Regression</i>	41
Gambar 4.7 (a) <i>Planar Point Pattern</i> lokasi puskesmas... 45	45
(b) <i>Planar Point Pattern</i> penambahan lokasi baru untuk simulasi	45
Gambar 4.8 (a) <i>Contour</i> lokasi puskesmas.....	45
(b) <i>Contour</i> Simulasi Lokasi Puskesmas	45

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Data lokasi puskesmas	23
Tabel 3.2 Data lokasi kecamatan dan variabel <i>covariate</i> . 25	25
Tabel 3.3 Deskripsi Variabel Penelitian	26
Tabel 3.4 Struktur data penelitian	26
Tabel 4.1 Keterangan Nama Kecamatan Gambar 4.1	33
Tabel 4.2 Variabel Banyaknya Layanan Unggulan yang dimiliki Puskesmas	34
Tabel 4.3 Variabel Banyaknya Kunjungan Rawat Inap setiap Puskesmas.....	36
Tabel 4.4 Variabel Banyaknya Kunjungan Rawat Jalan setiap Puskesmas.....	37
Tabel 4.5 Hasil Estimasi Parameter <i>Poisson Regression</i> ..	38
Tabel 4.6 Hasil Estimasi Parameter.....	43
Tabel 4.7 Nilai DIC masing-masing model	47

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1.	Data..... 55
(a)	Data Lokasi Puskesmas di Surabaya 55
(b)	Data Variabel <i>Covariate</i> Puskesmas 56
(c)	Data Hasil transformasi Slope Variabel Covariate..... 57
(d)	Data Hasil transformasi Slope Variabel Covariate Simulasi..... 58
Lampiran 2.	Program Model <i>Mixture Poisson Regres-</i> <i>sion</i> 59
(a)	Program GLMs <i>Mixture Poisson Regres-</i> <i>sion</i> 59
(b)	Program Pengelompokkan Komponen <i>Mixture</i> 60
(c)	Program Model <i>Mixture Poisson Re-</i> <i>gression</i> 61
(d)	Program Model Simulasi <i>Mixture Pois-</i> <i>son Regression</i> 62
(e)	Program Model <i>Poisson Regression</i> 63
Lampiran 3.	Hasil Uji..... 64
(a)	Hasil Uji Kesesuaian Distribusi 64
(b)	Hasil Uji Homogenitas <i>Poisson Point</i> <i>Process</i> 64
(c)	Hasil Uji Homogenitas <i>Poisson Point</i> <i>Process</i> Setelah Penambahan Titik Simulasi 65
Lampiran 4.	Output Model <i>Mixture Poisson Regres-</i> <i>sion</i> 66
(a)	<i>History Plot</i> 66
(b)	<i>Autocorelasi</i> 68
(c)	<i>Density Plot</i> 69
(d)	<i>Statistics</i> 70
(e)	DIC 70

Lampiran 5.	Output Model Simulasi	71
(a)	<i>History Plot</i>	71
(b)	<i>Autocorelasi</i>	73
(c)	<i>Density Plot</i>	74
(d)	<i>Statistics</i>	75
(e)	DIC	75
Lampiran 6.	Histogram data jumlah puskesmas simulasi	75
Lampiran 7.	Hasil Estimasi Parameter model Regresi Poisson	76
(a)	<i>History Plot</i>	76
(b)	<i>Autocorelasi</i>	76
(c)	<i>Density Plot</i>	77
(d)	<i>Statistics</i>	77
(e)	DIC	77
Lampiran 8.	Surat Keterangan Pengambilan Data	78

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan merupakan kebutuhan mendasar bagi manusia, karena dengan kesehatan jasmani dan rohani yang baik aktivitas kehidupannya akan berjalan dengan baik. Salah satu bentuk pemenuhan kebutuhan kesehatan yang dilakukan pemerintah adalah dengan pemenuhan dari segi fasilitas kesehatan. Puskesmas merupakan fasilitas pelayanan kesehatan yang kegiatannya menyelenggarakan upaya kesehatan masyarakat dan upaya kesehatan perseorangan tingkat pertama, dengan lebih mengutamakan upaya promotif dan preventif, untuk mencapai derajat kesehatan masyarakat yang setinggi-tingginya di wilayah kerjanya (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia 2014)

Salah satu langkah percepatan pemerataan dan keadilan dalam rencana pembangunan jangka menengah tahun 2015-2019 adalah meningkatkan dan memperluas pelayanan dasar bagi masyarakat kurang mampu. Pelayanan dasar yang dimaksud termasuk didalamnya adalah pelayanan kesehatan, dimana salah satu arah kebijakan umumnya adalah meningkatkan akses dan kualitas pelayanan kesehatan (Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional, 2014). Hal ini merupakan upaya pemerintah untuk pemenuhan fasilitas kesehatan secara merata. Pada Pasal 9 Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 75 Tahun 2014 Puskesmas harus didirikan di setiap kecamatan. Apabila dalam satu kecamatan terdapat lebih dari satu puskesmas, maka wilayah kerjanya dibagi antar puskesmas. Wilayah kerja sebuah puskesmas pada suatu kota besar bisa mengerucut menjadi satu kelurahan, karena pertumbuhan jumlah penduduk yang semakin meningkat.

Laju peningkatan jumlah puskesmas setiap tahun sejak tahun 2009 sampai dengan tahun 2013 sebesar 3%-3,5%. Pada tahun 2009 jumlah puskesmas di Indonesia adalah 8737 buah atau 3,74 puskesmas per 100.000 penduduk, sedangkan pada tahun

2013 meningkat menjadi 9655 buah puskesmas atau 3,89 puskesmas per 100.000 penduduk (Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, Rencana Strategis Kementrian Kesehatan, 2015). Peningkatan jumlah puskesmas tidak secara langsung menggambarkan pemenuhan kebutuhan pelayanan kesehatan dasar di suatu wilayah. Pemenuhan kebutuhan pelayanan kesehatan dasar dapat dilihat secara umum, oleh indikator rasio satu puskesmas terhadap 3000 penduduk (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2015). Peningkatan yang terjadi tersebut, tidak serta merta dapat diketahui pola persebarannya. Penyelenggaraan sebuah puskesmas baru mempertimbangkan beberapa hal, seperti karakteristik wilayah dan kebutuhan masyarakat akan layanan kesehatan. Karakteristik wilayah yang berbeda-beda diikuti dengan tingkat kebutuhan pemenuhan kesehatan yang berbeda-beda menyebabkan pola persebarannya menjadi acak.

Berdasarkan karakteristik wilayah puskesmas terbagi menjadi 3 kelompok, yaitu puskesmas kawasan perkotaan, kawasan puskesmas pedesaan, dan kawasan puskesmas terpencil. Puskesmas kawasan perkotaan merupakan puskesmas yang wilayah kerjanya memenuhi paling sedikit 3 dari 4 kriteria kawasan perkotaan, diantaranya aktivitas dari 50% penduduknya pada sektor non agraris (terutama dibidang industri, perdagangan dan jasa) memiliki fasilitas perkotaan antara lain sekolah radius 2,5 km, pasar radius 2 km, memiliki rumah sakit radius kurang dari 5 km, lebih dari 90% rumah tangga memakai listrik, dan terakhir terdapat akses jalan raya dan transportasi menuju fasilitas perkotaan (Madolan, 2016).

Karakteristik penyelenggaraan pelayanan kesehatan masyarakat oleh puskesmas kawasan perkotaan diantaranya memprioritaskan pelayanan UKM (Upaya Kesehatan Masyarakat). Pelayanan UKM (Upaya Kesehatan Masyarakat) dilaksanakan melibatkan partisipasi masyarakat, pelayanan UKP (Upaya Kesehatan Perseorangan) dilaksanakan oleh puskesmas dan fasilitas pelayanan kesehatan yang diselenggarakan oleh pemerintah atau masyarakat, optimalisasi pelayanan kesehatan, dan pendekatan pelaya-

nan yang diberikan berdasarkan kebutuhan dan permasalahan yang sesuai dengan pola kehidupan masyarakat perkotaan saat ini (Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, 2014)

Pemerintah daerah berupaya meningkatkan sektor kesehatan dengan berusaha berinovasi memperbaiki layanan kesehatan termasuk program kesehatan unggulan. Program pengembangan puskesmas seperti penambahan layanan poli psikologi, poli batra, poli paliatif, program Penyuluhan Kesehatan Masyarakat (PKM) Santun Lansia, penambahan spesialis anak pelayanan Unit Gawat Darurat (UGD), spesialis gigi, dan lain lain. Pengembangan puskesmas ini mempertimbangkan kondisi perilaku, pola hidup, dan geografis dengan proporsi jumlah penduduk dalam cakupan wilayah kerja.

Pengembangan puskesmas dengan inovasi layanan kesehatan yang diberikan tersebut, tidak berbanding lurus dengan peningkatan jumlah penduduk yang memanfaatkan layanan kesehatan di puskesmas. Pemanfaatan puskesmas sebagai tempat pelayanan pengobatan dan pemeriksaan kesehatan pertama khususnya wilayah perkotaan cenderung rendah. Masyarakat perkotaan cenderung memilih klinik medis, praktik dokter spesialis, dan rumah sakit swasta dari pada puskesmas. Hal ini sangat disayangkan karena puskesmas harusnya menjadi unit pertolongan pertama bagi masyarakat di wilayahnya, sekaligus sebagai panjangan tangan dari dinas kesehatan untuk melaksanakan program pemerintah untuk meningkatkan derajat kesehatan masyarakat.

Salah satu sasaran strategis dari misi perencanaan kinerja kota Surabaya pada tahun 2010-2015 adalah memfasilitasi peningkatan derajat kesehatan jasmani dan rohani segenap warga kota dengan mengimplementasikan gagasan pengembangan kota yang sehat, bersih dan hijau (Pemerintah Kota Surabaya, 2015). Program yang dilaksanakan untuk mendukung pencapaian sasaran strategis tersebut salah satunya adalah program pengadaan, peningkatan dan perbaikan sarana dan prasarana puskesmas pembantu dan jaringannya.

Kota Surabaya dengan jumlah penduduk kurang lebih 2,8 juta penduduk (BPS, 2014) memiliki 63 puskesmas yang tersebar di seluruh kecamatan di Surabaya. Idealnya kota Surabaya dengan jumlah penduduk kurang lebih 2,8 juta penduduk memiliki 95 puskesmas dimana masing-masing puskesmas dapat mencakup 30.000 penduduk. Apabila ditelusuri lebih lanjut dari 63 puskesmas yang tersebar di seluruh kecamatan di Surabaya ada puskesmas yang mencakup kurang lebih 70.000 penduduk di wilayah kerjanya ada juga yang rata-rata mencakup 21.000 penduduk di wilayah kerjanya, kesenjangan ini yang merupakan indikasi bahwa keberadaan puskesmas di Surabaya masih kurang merata.

Data titik lokasi merupakan salah satu tipe data spasial, dimana dalam penelitian ini menggunakan titik geografi yang terdiri dari titik *latitude* dan titik *longitude* dari lokasi puskesmas. Lokasi puskesmas di Surabaya merupakan suatu titik acak pada peta karena mulanya puskesmas dibangun untuk suatu kebutuhan bagi masyarakat, dimana menyesuaikan dengan karakteristik masyarakat sekitar puskesmas.

Metode spasial ini digunakan untuk mendapatkan informasi dari data yang dipengaruhi efek ruang atau lokasi. *Spatial point pattern* merupakan suatu metode statistik untuk pola acak pada titik dalam suatu ruang dimensi, dimana titik-titik tersebut mewakili lokasi dari obyek penelitian (Baddeley, 2008).

Penelitian sebelumnya mengenai studi analisa kecelakaan lalu lintas melalui pendekatan *spatial point process* telah dilakukan oleh (Takbir, Sunusi, & Islamiyati, 2016) penelitian ini melakukan estimasi parameter *spatial point process* dengan model *seemingly unrelated regression* (SUR) dengan pendekatan *Generalized Least Square* (GLS). Penelitian lain mengenai analisis pengaruh kualitas pelayanan dan lokasi terhadap kepuasan pasien di puskesmas dukun gresik. Berdasarkan penelitian tersebut didapatkan kesimpulan bahwa kualitas pelayanan dan lokasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pasien (Pambudy, 2016).

Widagdo (2009) menganalisis aksesibilitas pelayanan kesehatan kabupaten Sleman, dan didapatkan hasil bahwa rata rata jarak yang ditempuh ke puskesmas kurang dari 5 km. Berdasarkan segi ruang dengan mempertimbangkan jarak dan lokasi puskesmas dan pemukiman, kebutuhan layanan kesehatan kabupaten Sleman telah terjamin dan terjangkau oleh masyarakat. Hal ini dikarenakan distribusi puskesmas yang merata di semua wilayah di kabupaten Sleman, sehingga masyarakat dengan mudah memperoleh layanan kesehatan. Penelitian yang dilakukan oleh (Choiruddin, Coeurjolly, & Letue, 2017) mengembangkan versi regular dalam melakukan estimasi parameter berdasarkan teorema Campbell yang berdasar dari 2 fungsi klasik yaitu *Poisson likelihood* dan *logistic regression likelihood*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, pada penelitian ini akan dilakukan analisis pola persebaran puskesmas di Surabaya dengan menggunakan metode *Spatial Poisson Point Process*. *Poisson process* pada penelitian ini digunakan sebagai pendekatan pada data *Spatial Point Pattern*, hal ini menyesuaikan dengan distribusi pola persebaran dari lokasi puskesmas di Surabaya yang setelah diuji berdistribusi *Poisson*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan tambahan informasi untuk pemerintah dalam efektivitas lokasi layanan kesehatan seperti puskesmas, dan masyarakat dapat mengoptimalkan penggunaan layanan kesehatan yang diberikan oleh pemerintah.

1.2 Rumusan Masalah

Ukuran ideal dari sebuah puskesmas adalah dapat mencakup 30.000 penduduk. Puskesmas yang ada di Surabaya ada yang mencakup kurang lebih 70.000 penduduk dan ada yang mencakup kurang lebih 21.000 penduduk, kesenjangan ini merupakan indikasi kurang meratanya persebaran lokasi puskesmas di Surabaya. Berdasarkan permasalahan tersebut akan dilakukan analisis mengenai efektivitas lokasi puskesmas terhadap cakupan jumlah penduduk di wilayah kerja puskesmas dengan menggunakan metode *Spatial Poisson Point Process*. Metode tersebut

digunakan karena data lokasi puskesmas merupakan jenis data *spatial point pattern*, dimana jenis data tersebut dapat dianalisis dengan pendekatan *Poisson process*. Pada penelitian ini pendekatan *Poisson process* digunakan karena setelah dilakukan pengujian distribusi, jumlah puskesmas setiap lokasi mengikuti distribusi *Poisson*.

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin diperoleh dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan informasi mengenai pola persebaran puskesmas di Surabaya.
2. Mendapatkan model intensitas puskesmas di Surabaya menggunakan regresi Poisson dan *mixture Poisson regression*, serta mengkaji penambahan suatu titik lokasi puskesmas secara simulasi untuk mengetahui perubahan terhadap pola persebaran dan model yang didapatkan.
3. Mendapatkan model terbaik dari perbandingan model intensitas puskesmas menggunakan regresi Poisson dan *mixture Poisson regression*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi bidang pendidikan, penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan keilmuan dalam penerapan metode *Spatial Poisson Point Process* dalam kehidupan sehari-hari untuk kasus efektivitas lokasi, seperti lokasi puskesmas atau fasilitas publik lain.
2. Bagi dinas kesehatan Surabaya, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan tambahan informasi mengenai kebutuhan puskesmas, sehingga apabila terdapat pembangunan puskesmas baru dapat lebih efektif dan efisien dipandang dari segi penempatan, jumlah layanan unggulan, jumlah kunjungan rawat inap dan jumlah kunjungan rawat jalan.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini diantaranya adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa koordinat *latitude* dan *longitude* dari lokasi puskesmas utama yang terdaftar di Dinas Kesehatan Surabaya.
2. Luasan grid lokasi yang digunakan pada penelitian ini diasumsikan berbentuk persegi dengan ukuran yang sama dan tidak memperhatikan batas wilayah kecamatan di Surabaya.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan statistik terdiri atas uji kesesuaian distribusi, keluarga eksponensial, *spatial Poisson process*, transformasi *pixel image*, regresi Poisson, metode Bayesian, DIC, dan puskesmas.

2.1 Uji Kesesuaian Distribusi

Terdapat beberapa cara untuk melakukan uji *goodness of fit* diantaranya uji Kormogorov-Smirnov, uji Anderson-Darling, dan Uji *Chi-square*. Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk uji *goodness of fit* adalah dengan menggunakan uji Anderson-Darling. Metode Anderson-Darling merupakan metode untuk menguji distribusi dari suatu data, yang merupakan modifikasi dari uji Kormogorov-Smirnov (Law & Kelton, 2000). Berikut merupakan hipotesis dari uji Anderson-Darling.

H_0 = Data mengikuti pola fungsi distribusi tertentu.

H_1 = Data tidak mengikuti pola fungsi distribusi tertentu.

Penolakan hipotesis tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji sebagai berikut.

$$A^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [2i-1][\ln(F(x_i)) + \ln(1-F(x_{n+1-i}))], \quad (2.1)$$

keterangan :

A^2 = Nilai statistik uji Anderson-Darling

n = jumlah sampel

x_i = data ke-i yang telah diurutkan

$F(x_i)$ = fungsi distribusi kumulatif dari distribusi tertentu

dimana hipotesis akan tolak H_0 apabila $A^2 > \text{Critical Value (CV)}$, nilai kritis untuk Anderson-Darling dirumuskan sebagai berikut.

$$CV = \frac{0,752}{1 + \frac{0,75}{n} + \frac{2,25}{n^2}} \quad (2.2)$$

(Ang & Tang, 2007).

2.2 Keluarga Eksponensial

Distribusi yang termasuk ke dalam keluarga eksponensial diantaranya distribusi normal, distribusi Poisson, distribusi binomial, distribusi eksponensial, distribusi gamma, distribusi *negative binomial*, dan *inverse gaussian*. Suatu distribusi variabel random Y termasuk dalam keluarga eksponensial apabila dapat ditulis dalam persamaan berikut

$$f(x; \lambda) = \exp[a(x)b(\lambda) + c(\lambda) + d(x)] \quad (2.3)$$

(Dobson, 1996 dikutip dalam Wijayanti, 2014), b dan c merupakan koefisien dari parameter λ , a dan d merupakan parameter dari x . Berikut akan diuraikan penjelasan mengenai distribusi Poisson dan *link function* dari distribusi Poisson.

Distribusi Poisson adalah salah satu jenis distribusi dari banyaknya kejadian pada interval waktu tertentu atau suatu wilayah tertentu. Kejadian tersebut tergantung pada selang waktu tertentu atau suatu wilayah tertentu, dimana hasil pengamatan berupa data diskrit dan antar kejadian saling independen. Persamaan 2.4 merupakan fungsi peluang dari distribusi Poisson (McCullagh & Nelder FRS, 1983).

$$f(x; \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}, x = 0, 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

Nilai parameter $\lambda > 0$, apabila x merupakan variabel random yang berdistribusi Poisson maka mean dan variansinya sama yaitu λ , atau dapat di tuliskan seperti pada persamaan berikut.

$$E(x) = Var(x) = \lambda \quad (2.5)$$

Link function merupakan penghubung antara prediktor lini-ear dengan mean dari fungsi distribusi. *Link function* dari suatu distribusi didapatkan dengan membentuk fungsi peluang dari distribusi kedalam bentuk keluarga eksponensial. Persamaan 2.6 merupakan penalaran *link function* dari distribusi Poisson. Persamaan (2.7) didapatkan dari persamaan (2.6) yang disamadengankan

dengan persamaan (2.3) sehingga didapatkan bentuk persamaan yang sama.

$$\begin{aligned}
 \Pr(X = x) &= \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \\
 f(x, \lambda) &= \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \\
 f(x, \lambda) &= \exp\left(\ln\left[\frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}\right]\right) \\
 f(x, \lambda) &= \exp(\ln(e^{-\lambda}) + \ln(\lambda^x) - \ln(x!)) \\
 f(x, \lambda) &= \exp(-\lambda) \cdot \exp(x \ln(\lambda)) \cdot \exp(-\ln(x!)) \\
 f(x, \lambda) &= \exp\left[\frac{(-\lambda)}{\ln(x!)} + \ln(\lambda) + x\right] \quad (2.6)
 \end{aligned}$$

sehingga,

$$\exp[a(x)b(\lambda) + c(\lambda) + d(x)] = \exp\left[\frac{(-\lambda)}{\ln(x!)} + \ln(\lambda) + x\right], \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan (2.7) maka dapat diketahui nilai $a(x) = (1/\ln(x!))$, $b(\lambda) = (-\lambda)$, $c(\lambda) = \ln(\lambda)$, $d(x) = x$. Komponen pada bentuk keluarga eksponensial yang merupakan *link function* adalah $c(\lambda)$, sehingga *link function* untuk distribusi Poisson adalah $\ln(\lambda)$, dengan penalaran sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 c(\lambda) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \\
 \ln(\lambda) &= \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \\
 \ln(\lambda) &= \mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon \quad (2.8)
 \end{aligned}$$

2.3 Spatial Poisson Point Process

Spatial Point Process merupakan pola acak titik dalam ruang 2 dimensi atau lebih. *Spatial point process* digunakan sebagai model statistik untuk menganalisis pola persebaran titik, di-mana titik tersebut mewakili lokasi dari suatu objek penelitian misalnya

lokasi pohon, sarang burung, kasus penyakit, dan lain-lain yang keberadaannya dan persebarannya adalah random di suatu wilayah (Baddeley, 2008). Proses Poisson dapat digunakan sebagai pendekatan pada *spatial point process* apabila memiliki asumsi tidak ada interaksi antara satu titik lokasi dengan lokasi lainnya. Pada penelitian ini diasumsikan bahwa lokasi antara satu puskesmas dengan puskesmas yang lain tidak memiliki interaksi, sehingga pada penelitian ini menggunakan metode *Spatial Poisson Point Process*. Proses Poisson terbagi menjadi 2 jenis yaitu *inhomogeneous* dan *homogeneous*. Selanjutnya akan diuraikan tentang *homogeneous poisson process*, *inhomogeneous poisson process*, dan uji homogenitas dari proses Poisson.

Proses Poisson dinyatakan homogen apabila fungsi dari intensitas(λ) bernilai konstan atau tunggal. Pada jenis *homogeneous Poisson process* banyaknya kejadian dalam interval waktu atau suatu interval area mempunyai nilai parameter λ yang tunggal (Gustin, 2011). Berikut merupakan karakteristik *Homogeneous Poisson Point Process* (Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

1. Banyaknya $n(\mathbf{X} \cap B)$ dari point berada di dalam wilayah B mempunyai distribusi Poisson.
2. Nilai ekspektasi dari point yang berada di dalam wilayah B adalah $E[n(\mathbf{X} \cap B)] = \lambda \cdot |B|$
3. Jika B_1, B_2, \dots adalah wilayah berbeda dari suatu ruang maka $n(\mathbf{X} \cap B_1), n(\mathbf{X} \cap B_2), \dots$ merupakan variabel random yang saling independen.
4. Jika $n(\mathbf{X} \cap B) = n$, n point adalah independent dan berdistribusi secara seragam pada wilayah B .

Inhomogeneous Poisson process merupakan suatu proses Poisson dengan fungsi intensitas λ yang tidak konstan dan bervariasi sesuai dengan perubahan waktu (kapan) atau area (dimana) (Gustin, 2011). *Inhomogeneous Poisson process* dengan fungsi intensitas $\lambda(u)$ bergantung pada parameter u . Berikut merupakan karakteristik untuk *inhomogeneous Poisson process*.

1. Banyaknya $n(\mathbf{X} \cap B)$ dari point berada di dalam wilayah B mempunyai distribusi Poisson.
2. Nilai ekspektasi dari point yang berada di dalam wilayah B adalah $E[n(\mathbf{X} \cap B)] = \int_B \lambda(u) du$
3. Jika B_1, B_2, \dots adalah wilayah berbeda dari suatu ruang maka $n(\mathbf{X} \cap B_1), n(\mathbf{X} \cap B_2), \dots$ merupakan variabel random yang saling independen.
4. Jika $n(\mathbf{X} \cap B) = n$, n point adalah independent dan berdistribusi secara identik, dengan fungsi probabilitas sebagai berikut.

$$f(u) = \frac{\lambda(u)}{I}, \quad (2.9)$$

$$I = \int_B \lambda(u) du \quad (2.10)$$

(Baddeley, Rubak, & Turner, 2016).

Uji homogenitas pada proses Poisson dilakukan untuk mengetahui apakah intensitas pola titik yang diteliti termasuk dalam pola titik homogen atau pola titik non homogen, sehingga pada saat melakukan estimasi parameter didapatkan model yang sesuai dengan karakteristik pola titik yang diteliti. Intensitas yang dimaksud pada penelitian ini adalah banyaknya puskesmas dalam setiap grid lokasi atau dapat dirumuskan dalam persamaan (2.12) Uji homogenitas proses Poisson dilakukan menggunakan *chi-square* test. Hipotesis dari uji *chi-square* adalah sebagai berikut.

H_0 = intensitas lokasi puskesmas homogen.

H_1 = intensitas lokasi puskesmas tidak homogen.

Penolakan hipotesis tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_j \frac{(n_j - e_j)^2}{e_j} = \sum_j \frac{(n_j - \bar{\lambda} a_j)^2}{\bar{\lambda} a_j}, \quad (2.11)$$

dimana,

$$\bar{\lambda} = \frac{n}{a}, \quad (2.12)$$

n = total jumlah point

a = total jumlah area

(Baddeley, Rubak, & Turner, 2016)

2.4 Transformasi *Pixel Image*

Pada penelitian ini data covariate ditampilkan dalam bentuk *pixel image*. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *kernel smoother of mark*. Metode ini digunakan untuk *spatial smoothing* dari nilai *mark* pada point pattern, seperti diameter pa-da tanaman pinus. *Smoothing* dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata dari pepohonan di setiap lingkungan. Misalkan data ada-lah point x_1, \dots, x_n , dengan nilai *mark* m_1, \dots, m_n , yang mana meru-pakan nilai real yang sesuai dengan titik lokasi u . Fungsi *spatial smoother* dituliskan sebagai berikut.

$$\tilde{\mathbf{m}}(u) = \frac{\sum_i^n \mathbf{m}_i k(u - \mathbf{x}_i)}{\sum_i^n k(u - \mathbf{x}_i)}, \quad (2.13)$$

keterangan :

k = fungsi Gaussian kernel

u = lokasi spasial

\mathbf{x}_i = lokasi data ke- i

\mathbf{m}_i = nilai *mark* data ke- i

$\tilde{\mathbf{m}}(u)$ = nilai rata-rata terboboti untuk lokasi spasial u

Transformasi *pixel image* dalam package *spatstat* menggunakan *smooth.ppp* untuk *point pattern*. Hasil dari *smooth.ppp* akan mendekati rata-rata *mark* dalam kumpulan data (Baddeley, Rubak, & Turner, 2016). Rentang nilai antara variabel *covariate* yang satu dengan yang lain dalam penelitian ini berbeda, ada nilai yang ribuan, ratusan dan satuan, sehingga untuk mengatasi rentang data yang terlalu jauh, dilakukan *standardize* atau standarisasi variabel.

Standardize merupakan cara mengurangi nilai rata rata dengan setiap nilai individu atau bisa juga dilakukan dengan mengurangi dengan nilai rata-rata dan membagi dengan standar deviasi. *Standardize* digunakan untuk mengurangi range yang sangat besar dari variabel yang digunakan dalam penelitian. Contohnya variabel pertama yang digunakan dalam penelitian memiliki range 0-100 sedangkan variabel kedua yang digunakan memiliki range antara 0-1, kesenjangan ini yang kemudian melatarbelakangi untuk melakukan standarisasi. Pada *context* regresi, *standardize* digunakan untuk mengurangi *collinearity* yang disebabkan adanya interaksi dalam model regresi (Finch, Bolin, & Kelley 2014).

2.5 Regresi Poisson

Regresi Poisson merupakan regresi yang menggambarkan hubungan antara variabel Y yang berdistribusi Poisson dan terdapat satu atau lebih variabel predictor (X). Regresi Poisson sering diaplikasikan untuk melakukan analisis pada data *count* (Agresti, 2002). Berikut merupakan bentuk regresi Poisson.

$$y_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i),$$

$$\lambda_i = e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}}, \quad (2.14)$$

keterangan :

λ_i = rata-rata jumlah kejadian pada suatu interval tertentu atau suatu area tertentu

\mathbf{X}_i = variabel prediktor yang dinotasikan sebagai berikut

$$\mathbf{x}_i = [1 \ x_{1i} \ x_{2i} \ \dots \ x_{ki}]^T.$$

β = parameter regresi Poisson yang dinotasikan sebagai berikut

$$\beta = [\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_k]^T.$$

Pada penelitian ini digunakan regresi *mixture* Poisson, hal ini dikarenakan setelah dilakukan pengujian hasil menunjukkan bahwa data *inhomogeneous Poisson process*, sehingga dimungkinkan memiliki model persamaan lebih dari 1 mengikuti jumlah pola yang terbentuk. *Mixture* model merupakan model gabungan dari beberapa sub-populasi. Berikut merupakan bentuk distribusi probabilitas, dengan asumsi terdapat 2 komponen *mixture* Poisson (Wang, Yau, & Lee, 2002).

$$\Pr(X = x) = p \frac{e^{-\lambda_1} \lambda_1^x}{x!} + (1-p) \frac{e^{-\lambda_2} \lambda_2^x}{x!} \quad x=0,1,2,\dots, \quad (2.15)$$

keterangan :

p = Proporsi komponen 1

sehingga model regresi *mixture* adalah sebagai berikut.

$$y = p(\ln(\lambda_1(u))) + (1-p)(\ln(\lambda_2(u))). \quad (2.16)$$

Pada penelitian ini, data *covariate* merupakan fungsi *covariate* $Z(u)$ yang mendefinisikan semua lokasi *spatial* u , misalnya pH tanah, ketinggian, dll, dimana ditampilkan dalam bentuk *pixel image* atau *contour plot*. Berikut merupakan bentuk model *inhomogeneous Poisson process* dengan fungsi *covariate*.

$$\lambda_i(u) = \exp(\beta_0 + \beta_1 Z(u)) \quad (2.17)$$

(Baddeley, 2008).

Estimasi parameter untuk model *mixture* umumnya menggunakan metode estimasi parameter *Expectation Maximization* atau biasa disingkat EM. EM adalah metode estimasi parameter yang sering digunakan untuk melanjutkan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang tidak dapat dimaksimumkan secara langsung seperti pada persamaan 2.18.

$$\log L = \sum_{n=1}^N \log h(y_n | x_n, \psi) = \sum_{n=1}^N \log \left(\sum_{k=1}^K \pi_k f(y_n | x_n, \theta_k) \right) \quad (2.18)$$

Metode EM terbagi menjadi 2 langkah, yaitu langkah *Expectation* (E-step) dan langkah *Maximization* (M-step). Berikut merupakan algoritma dari EM (Leisch, 2004).

1. E-step

Estimasi probabilitas kelas posterior untuk masing-masing observasi seperti pada persamaan 2.19.

$$\hat{p}_{nk} = \mathbf{P}(k | x_n, y_n, \hat{\psi}), \quad (2.19)$$

$$\mathbf{P}(j | x, y, \psi) = \frac{\pi_j f(y | x, \theta_j)}{\sum_k \pi_k f(y | x, \theta_k)}, \quad (2.20)$$

dengan menggunakan persamaan 2.20 maka didapatkan

$$\hat{\pi}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{p}_{nk}. \quad (2.21)$$

2. M-step

Memaksimumkan *log-likelihood* untuk masing-masing komponen terpisah menggunakan probabilitas posterior sebagai pembobotnya, sehingga didapatkan persamaan 2.22.

$$\max_{\theta_k} \sum_{n=1}^N \hat{p}_{nk} \log f(y_n | x_n, \theta_k) \quad (2.22)$$

3. E-step dan M-step diulang sampai didapatkan nilai maximum dari iterasi.

2.6 Metode Bayesian

Estimasi parameter untuk model *inhomogeneous Poisson process* dilakukan dengan menggunakan metode Bayesian. Metode Statistik Bayesian berbeda dengan statistik klasik, hal ini dika-

renakan dalam statistik Bayesian memanfaatkan data sampel yang diperoleh dari populasi. Pada statistik inferensia memandang parameter sebagai nilai tetap, sedangkan pada statistik bayesian semua parameter yang tidak diketahui akan diperlakukan sebagai variabel random atau acak (Ntzoufras, 2009). Teorema bayes dituliskan pada persamaan (2.23),

$$p(\lambda | x) = \frac{p(x | \lambda)p(\lambda)}{p(x)} \propto p(x | \lambda)p(\lambda), \quad (2.23)$$

penjelasan pada persamaan (2.18) adalah sebagai berikut, $p(\lambda | x)$ merupakan distribusi posterior, $p(x | \lambda)$ merupakan fungsi *likelihood*, $p(\lambda)$ merupakan distribusi prior, dan $p(x)$ merupakan fungsi konstanta densitas.

2.6.1. Distribusi Prior

Distribusi *prior* merupakan distribusi awal yang harus ditentukan terlebih dahulu sebelum merumuskan distribusi posteriornya. Distribusi *prior* diperlukan untuk membentuk distribusi posterior suatu data. Berikut merupakan beberapa jenis distribusi *prior* (Box & Tiao, 1973 dalam Hasyim, 2012).

1. *Conjugate prior* dan *non-Conjugate prior*
Conjugate prior merupakan penentuan distribusi *prior* yang didasarkan pada pola fungsi *likelihood*. *Non-conjugate prior* merupakan kebalikan dari *conjugate prior*, penentuan distribusi *prior* yang tidak didasarkan pada pola fungsi *likelihood*.
2. *Proper prior* dan *Improper prior*
Prior yang bergantung pada pemberian densitas/bobot pada setiap titik dengan pertimbangan terdistribusi secara uniform atau tidak.
3. *Informative prior* dan *non-Informative prior*
Informative prior merupakan penentuan distribusi *prior* yang didasarkan pada pola distribusi data yang sudah diketahui. *Non-Informative prior* merupakan penentuan

distribusi *prior* yang didasarkan pada pola distribusi data yang tidak diketahui.

4. *Pseudo prior*

Pseudo prior merupakan *prior* yang bergantung pada hasil dari *frequentist*.

2.6.2. *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)*

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) merupakan metode untuk membangkitkan variabel random yang didasarkan pada penyusunan *Markov Chain* hingga mencapai konvergen. Hal tersebut merupakan pembeda utama metode MCMC dari metode simulasi lainnya, dimana MCMC membangkitkan data sampel parameter λ yang memiliki distribusi tertentu dengan menggunakan *gibbs sampling*, kemudian menggunakan prosedur iterasi. Pada prosedur iterasi, dimana nilai pada setiap iterasi bergantung pada satu langkah sebelumnya. *Markov Chain* merupakan proses stocastics $\{\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(T)}\}$, yang memenuhi,

$$f(\lambda^{(t+1)} | \lambda^{(t)}, \dots, \lambda^{(1)}) = f(\lambda^{(t+1)} | \lambda^{(t)}), \quad (2.24)$$

sehingga untuk membangkitkan sampel dari $p(\lambda | y)$, terlebih dahulu harus menyusun markov chain dengan memenuhi dua syarat yaitu $f(\lambda^{(t+1)} | \lambda^{(t)})$ (Ntzoufras, 2009).

2.6.3. *Gibbs Sampling*

Gibbs Sampling merupakan pembangkit variabel random yang efisien sehingga sering digunakan dalam metode MCMC. *Gibbs sampling* merupakan teknik membangkitkan variabel random dari suatu distribusi data atau distribusi marginal $f(x)$ tanpa harus menghitung fungsi kepadatan distribusi tersebut. Process *Gibbs sampling* melakukan pengambilan sampel dengan cara melakukan pembangkitkan serangkaian *gibbs* variabel random (*Gibbs sequence*) berdasarkan sifat dasar *markov chain*. Setiap iterasi pada MCMC akan memberikan satu vector parameter $(\lambda, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)$ dan setiap iterasi nilai $(\lambda, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)$ selalu diperbarui sesuai dengan sifat stokastik pada proses *markov chain* (Casella &

George, 1992). Algoritma untuk tahapan estimasi model *mixture Poisson regression* dengan *Gibbs Sampling* adalah sebagai berikut (Putri, 2016).

1. Memberi nilai state : $\lambda^t = (\lambda, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)^t$ pada iterasi $t=0$
2. Membangkitkan parameter komponen setiap *mixture*
 - a. Membangkitkan $\lambda^{(t+1)}$ dari $p(\lambda|x, \beta_0^{(t)}, \beta_1^{(t)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$
 - b. Membangkitkan $\beta_0^{(t+1)}$ dari $p(\beta_0|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_1^{(t)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$
 - c. Membangkitkan $\beta_1^{(t+1)}$ dari $p(\beta_1|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$
 - d. Membangkitkan $\beta_2^{(t+1)}$ dari $p(\beta_2|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_1^{(t+1)}, \beta_3^{(t)})$
 - e. Membangkitkan $\beta_3^{(t+1)}$ dari $p(\beta_3|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_1^{(t+1)}, \beta_2^{(t+1)})$
3. Mengulangi langkah 2 hingga M kali, dimana $M \rightarrow \infty$

2.7 Deviance Information Criterion (DIC)

Deviance Information Criterion (DIC) merupakan salah satu jenis alat yang digunakan untuk kebaikan model. DIC digunakan untuk pemilihan model Bayesian. Berikut merupakan rumus DIC, dimana λ_m adalah parameter model m .

$$DIC(m) = 2\overline{D(\lambda_m, m)} - D(\bar{\lambda}_m, m), \quad (2.25)$$

keterangan :

$DIC(m)$ = deviance dari model m

$\overline{D(\lambda_m, m)}$ = posterior mean dari deviance \bar{D}

$D(\bar{\lambda}_m, m)$ = deviance posterior dari taksiran parameter

(Ntzoufras, 2009).

2.8 Puskesmas

Puskesmas atau pusat kesehatan masyarakat merupakan salah satu fasilitas pelayanan kesehatan yang menyelenggarakan kegiatan upaya kesehatan masyarakat dan upaya kesehatan per-orangan tingkat pertama, dengan mengutamakan upaya promotif dan preventif, untuk mencapai derajat kesehatan masyarakat yang setinggi tingginya (Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, 2014). Puskesmas adalah unit kesehatan yang terdekat dengan masyarakat, seperti yang tertera pada pasal 9 Peraturan Menteri Republik Indonesian no 75 tahun 2014 puskesmas harus didirikan

pada setiap kecamatan di Indonesia. Hal ini merupakan salah satu bentuk program pemerintah untuk meningkatkan derajat kesehatan masyarakat.

Salah satu rencana strategis dari departemen kesehatan adalah meningkatkan dan pemeratakan jumlah puskesmas di Indonesia, hal ini bertujuan untuk pemerataan pelayanan kesehatan, sehingga tidak ada kesenjangan kesehatan antara satu wilayah dengan wilayah lain. Laju peningkatan jumlah puskesmas sudah terjadi sejak 2009 sampai 2013, akan tetapi jumlah peningkatan-nya masih tergolong kecil. Pada tahun 2013 jumlah puskesmas di Indonesia sebesar 9655 atau 3,89 puskesmas per 100.000 penduduk. Idealnya satu puskesmas menangani 30.000 penduduk di suatu wilayah (Kementrian Kesehatan Republik Indonesia, 2015). Selain dari segi fasilitas pemerintah juga berusaha ber-inovasi dalam hal pelayanan kesehatan, termasuk program program unggulan yang ada di puskesmas. Program pengembangan puskesmas ini diantaranya seperti penambahan rawat inap, layanan poli seperti poli gigi, poli batra, poli paliatif, dll, selain itu program untuk lansia, remaja, anak juga dikembangkan di puskesmas. Pengembangan layanan unggulan puskesmas tersebut menyesuaikan dengan tingkat kebutuhan dan karakteristik dari masyarakat sekitar puskesmas. Pengembangan layanan unggulan puskesmas juga diharapkan dapat meningkatkan minat masyarakat untuk berobat di puskesmas.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Dinas Kesehatan Surabaya mengenai alamat puskesmas di Surabaya, selain data yang berasal dari website dinas kesehatan kota Surabaya data pendukung lain diperoleh dari google map mengenai titik *latitude* dan *longitude* dari puskesmas di kota Surabaya. Data variabel *covariate* didapatkan dari publikasi profil kesehatan Surabaya tahun 2015.

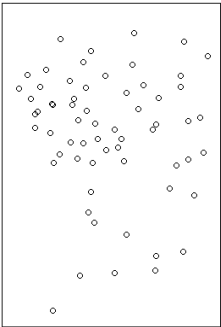
3.2 Variabel Penelitian

Data yang digunakan untuk membuat model regresi dalam *point process* tidak bisa digunakan secara langsung, sehingga diperlukannya *preprocessing* data terlebih dahulu. Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari variabel respon dan variabel *covariate*. Variabel respon yang digunakan berupa jumlah puskesmas pada area lokasi yang memiliki ukuran titik *latitude* dan titik *longitude* tertentu seperti yang disajikan pada Tabel 3.1, sedangkan untuk variabel *covariate* yang digunakan merupakan variabel karakteristik dari masing masing puskesmas yaitu banyaknya layanan unggulan, banyaknya kunjungan rawat inap, dan banyaknya kunjungan kunjungan rawat jalan.

Tabel 3.1 Data lokasi puskesmas

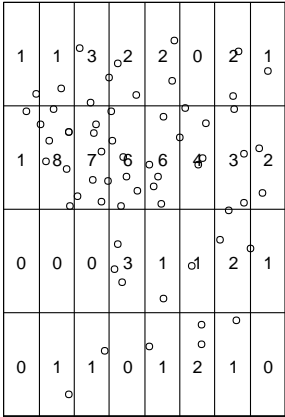
No	Alamat Puskesmas	Latitude	Longitude
1	Jl. Asem Raya 8 Kec Asemworo	-7.25191	112.714272
...
62	Jl. Kebonsari Manunggal 30 - 32, Kec. Jambangan	-7.32799	112.7138

Preprocessing untuk variabel respon dilakukan dengan melakukan visualisasi data Tabel 3.1 ke dalam bentuk *planar point pattern*, seperti yang disajikan pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Planar Point Pattern lokasi puskesmas

Langkah *preprocessing* selanjutnya untuk variabel respon adalah membagi Gambar 3.1 kedalam 32 grid dengan ukuran yang sama. Banyaknya grid tersebut dipilih untuk mendekati banyaknya kecamatan yang ada di Surabaya. Hasil pembagian grid disajikan pada Gambar 3.2.



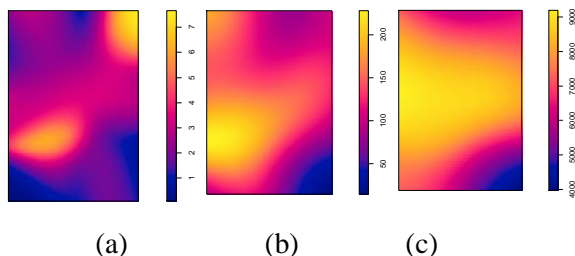
Gambar 3.2 Hasil *preprocessing* variabel respon

Variabel *covariate* pada penelitian ini juga dilakukan *preprocessing* dengan melakukan transformasi ke dalam bentuk *pixel image*. Berikut merupakan data variabel covariat setiap puskesmas.

Tabel 3.2 Data lokasi kecamatan dan variabel *covariate*

No	Puskesmas	Banyaknya Layanan Unggulan	Banyaknya Kunjungan Rawat Inap	Banyaknya Kunjungan Rawat Jalan
1	Jl.Asem Raya 8, Kec. Asemworo	5	44	3.896
...
62	Jl. Kebonsari Manunggal 30 - 32, Kec. Jambangan	3	0	2,2

Data mengenai variabel *covariate* setiap puskesmas pada Tabel 3.2 kemudian dilakukan transformasi kedalam bentuk *pixel image*, seperti yang disajikan pada Gambar 3.3. Langkah *pre-processing* selanjutnya adalah membagi hasil transformasi tersebut ke dalam 32 grid seperti pada Gambar 3.2, kemudian menghitung nilai rata-rata hasil transformasi setiap grid, sehingga didapatkan deskripsi variabel penelitian dalam Tabel 3.3 dan struktur data penelitian dalam Tabel 3.4.



Gambar 3.3 Variabel *Covariate* dalam bentuk pixel image
 (a) Banyaknya Layanan Unggulan
 (b) Banyaknya Kunjungan Rawat Inap
 (c) Banyaknya Kunjungan Rawat Jalan

Tabel 3.3 Deskripsi Variabel Penelitian

Nama Variabel	Skala	Deskripsi
Banyaknya puskesmas (Y)	Interval	Banyaknya puskesmas pada setiap grid lokasi yang terbentuk.
Banyaknya Layanan Unggulan (X₁)	Interval	Rata-rata banyaknya layanan unggulan puskesmas setiap grid lokasi.
Banyaknya Kunjungan Rawat Inap (X₂)	Interval	Rata-rata banyaknya kunjungan rawat inap setiap grid lokasi.
Banyaknya Kunjungan Rawat Jalan (X₃)	Interval	Rata-rata banyaknya kunjungan rawat jalan setiap grid lokasi.

Tabel 3.4 Struktur data penelitian

Grid	Banyaknya puskesmas setiap grid lokasi (Y)	Rata-Rata Banyaknya Layanan Unggulan Puskesmas setiap grid lokasi (X ₁)	Rata-Rata Banyaknya Kunjungan rawat inap Puskesmas setiap grid lokasi (X ₂)	Rata-Rata Banyaknya Kunjungan rawat jalan Puskesmas setiap grid lokasi (X ₃)
1	Y ₁	X _{1.1}	X _{1.2}	X _{1.3}
2	Y ₂	X _{2.1}	X _{2.2}	X _{2.3}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
32	Y ₃₂	X _{32.1}	X _{32.2}	X _{32.3}

3.3 Langkah Analisis

Langkah analisis yang dilakukan untuk melakukan analisis pola persebaran puskesmas di Surabaya dengan menggunakan *spatial point process* adalah sebagai berikut.

1. Melakukan analisis karakteristik pola persebaran puskesmas di Surabaya.

Data mengenai titik latitude dan *longitude* puskesmas yang didapatkan kemudian dibuat plot, sehingga didapatkan pola persebaran dari lokasi puskesmas, kemudian dianalisis *con-tour* pola persebaran puskesmas untuk mengetahui secara visual apakah persebaran puskesmas tersebar secara merata atau tidak.

2. Melakukan pengujian homogenitas *Poisson process* dengan menggunakan persamaan (2.11).

Pengujian homogenitas *Poisson process* dilakukan untuk me-nyakinkan secara statistik apakah hasil analisis secara visual yang didapatkan menunjukkan hasil yang sesuai.

3. Melakukan identifikasi model *mixture*
Identifikasi dilakukan untuk mengetahui apakah data memiliki pola bimodal, sehingga dapat mendapatkan hasil estimasi yang sesuai

4. Melakukan estimasi parameter model *inhomogeneous Poisson process* dengan menggunakan metode Bayesian.

Berikut merupakan algoritma untuk melakukan estimasi parameter menggunakan metode Bayesian melalui *software* WinBUGS.

- a. Membentuk fungsi *likelihood*

Berikut merupakan fungsi *likelihood* dari distribusi Poisson.

$$y_i \sim \text{Poisson}(\lambda) \quad i=1, \dots, n$$

$$f(y | \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{e^{-\lambda} \lambda^{y_i}}{y_i!} = \frac{e^{-n\lambda} \lambda^{\sum_{i=1}^n y_i}}{\prod_{i=1}^n y_i!}$$

- b. Menentukan distribusi *prior*

Jenis distribusi *prior* yang digunakan pada penelitian ini adalah *pseudo prior*. *pseudo prior* yang bergantung pada hasil dari *frequentist*. Hasil estimasi parameter yang didapatkan dari fungsi *frequentist* dijadikan sebagai *prior*

- c. Membentuk distribusi *posterior*

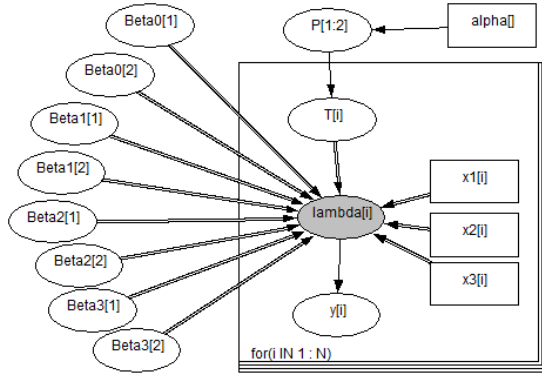
Setelah didapatkan fungsi *likelihood* dan distribusi *prior*-nya kemudian membentuk distribusi *posterior*.

- d. Membentuk *full conditional posterior distribution* untuk parameter yang diestimasi

$$f(\lambda | x, \beta_0, \beta_1) \propto e^{-(n+b)\lambda} \lambda^{n\bar{y}+a}$$

- e. Menyusun *Directed Acyclic Graph* (DAG) dalam *software* WinBUGS.

Berikut merupakan bentuk DAG dalam WinBUGS un-tuk model *mixture* Poisson.



Gambar 3.4 DAG untuk model Mixure Poisson

- f. Menentukan besarnya sampel yang akan dibangkitkan
 Besar sampel yang akan dibangkitkan sebesar 60.000.
 Sampel dibangkitkan sampai dapat memenuhi sifat *irreducible, recurrent, aperiodik*.

- g. Melakukan proses iterasi penaksiran parameter.

Berikut merupakan algoritma untuk estimasi parameter dengan menggunakan *Gibbs sampling*.

Memberi nilai state : $\lambda^t = (\lambda, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)^t$ pada iterasi $t=0$

Membangkitkan parameter komponen setiap *mix-ture*

- f. Membangkitkan $\lambda^{(t+1)}$ dari $p(\lambda|x, \beta_0^{(t)}, \beta_1^{(t)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$

- g. Membangkitkan $\beta_0^{(t+1)}$ dari $p(\beta_0|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_1^{(t)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$

- h. Membangkitkan $\beta_1^{(t+1)}$ dari $p(\beta_1|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_2^{(t)}, \beta_3^{(t)})$

- i. Membangkitkan $\beta_2^{(t+1)}$ dari $p(\beta_2|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_1^{(t+1)}, \beta_3^{(t)})$

- j. Membangkitkan $\beta_3^{(t+1)}$ dari $p(\beta_3|x, \lambda^{(t+1)}, \beta_0^{(t+1)}, \beta_1^{(t+1)}, \beta_2^{(t+1)})$

Mengulangi langkah 2 hingga M kali, dimana $M \rightarrow \infty$

- h. Mendapatkan parameter model yang sudah konvergen.
Berikut merupakan model regresi *mixture poisson*.

$$y = p(\log(\lambda_1(u))) + (1-p)(\log(\lambda_2(u))),$$

dimana,

$$\lambda_i(u) = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3),$$

Sehingga model dugaan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

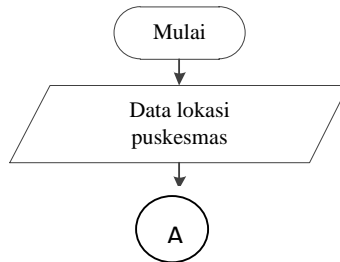
$$\begin{aligned} y &= p(\ln(\exp(\beta_{0,1} + \beta_{1,1}X_{1,1} + \beta_{2,1}X_{2,1} + \beta_{3,1}X_{3,1}))) \\ &\quad + (1-p)(\ln(\exp(\beta_{0,2} + \beta_{1,2}X_{1,2} + \beta_{2,2}X_{2,2} + \beta_{3,2}X_{3,2}))) \\ y &= p(\beta_{0,1} + \beta_{1,1}X_{1,1} + \beta_{2,1}X_{2,1} + \beta_{3,1}X_{3,1}) \\ &\quad + (1-p)(\beta_{0,2} + \beta_{1,2}X_{1,2} + \beta_{2,2}X_{2,2} + \beta_{3,2}X_{3,2}) \end{aligned}$$

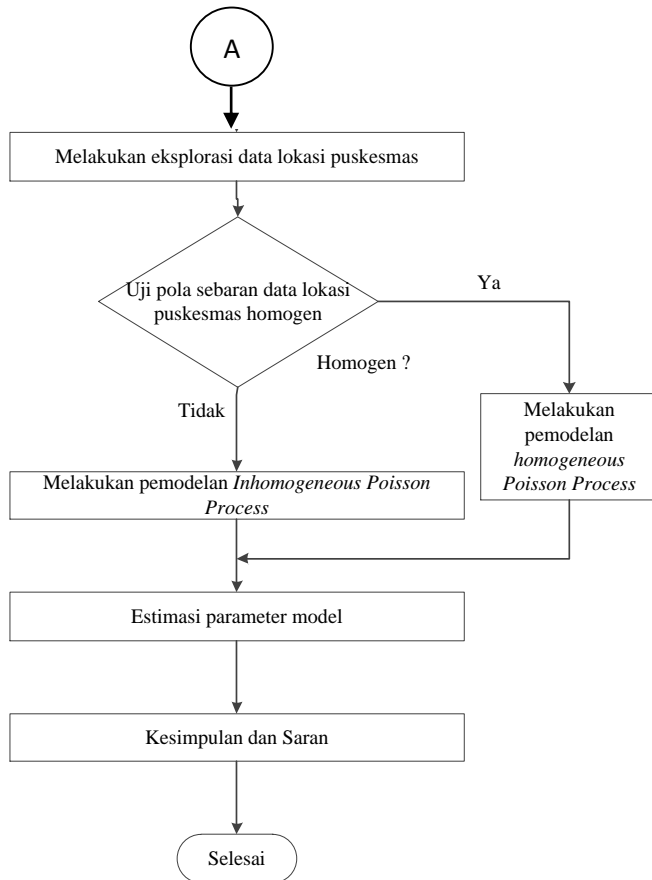
5. Membuat kesimpulan dan saran dari hasil analisis yang dilakukan.

Model yang didapatkan kemudian dilakukan interpretasi dan membuat kesimpulan mengenai efektifitas lokasi puskesmas berdasarkan dengan jumlah penduduk.

3.4 Diagram Alir

Diagram alir dari langkah-langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini, disajikan dalam Gambar 3.5





Gambar 3.5 *Flowchart* Metode Analisis

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

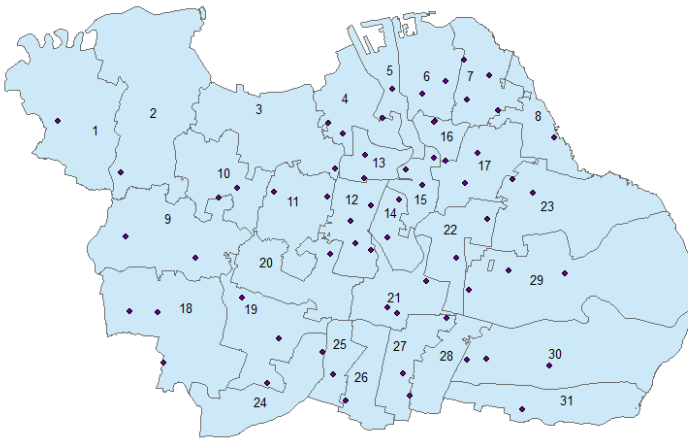
Analisis dan pembahasan dalam penelitian ini menjawab permasalahan dan mencapai tujuan penelitian. Hal-hal yang dibahas pada bab ini diantaranya adalah mengenai eksplorasi data lokasi puskesmas di Surabaya secara visual melalui *contour* dari pola persebaran puskesmas. Data mengenai jumlah puskesmas yang didapatkan kemudian dilakukan identifikasi *inhomogeneous Poisson process* dengan melakukan pengujian kesesuaian distribusi dan pengujian homogenitas *Poisson process* untuk mengetahui intensitas dari pola persebaran puskesmas memenuhi homogen *Poisson Process* atau *inhomogen Poisson Process*. Selain itu dilakukan identifikasi model *mixture* sebelum melakukan estimasi parameter. Estimasi parameter model *Poisson process* dilakukan dengan menggunakan metode Bayesian, dari hasil yang didapatkan kemudian dilakukan analisis dan interpretasi. Simulasi penambahan titik lokasi puskesmas dilakukan untuk mengetahui efek penambahan puskesmas Surabaya.

4.1 Eksplorasi Data Lokasi dan Variabel *Covariate* Puskesmas

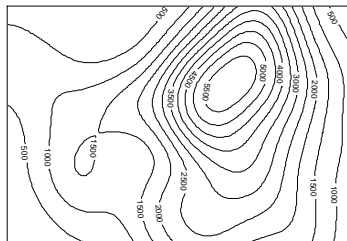
Data yang diperoleh merupakan data laporan profil kesehatan kota Surabaya dari dinas kesehatan tahun 2015, dimana objek penelitian ini adalah lokasi puskesmas di Surabaya. Jumlah puskesmas di Surabaya berdasarkan pada laporan tersebut berjumlah 62 puskesmas, selain mengenai lokasi puskesmas juga terdapat variabel *covariate* dalam penelitian ini yaitu jumlah pelayanan unggulan yang ada di masing-masing puskesmas, jumlah kunjungan rawat inap, dan jumlah kunjungan rawat jalan. Karakteristik dari data lokasi puskesmas dapat dilihat secara visual melalui *spatial point pattern*. Gambar 4.1 merupakan visualisasi dari data lokasi puskesmas di Surabaya dengan menggunakan *spatial point pattern*, dan keterangan mengenai wilayah kecamatan disajikan dalam Tabel 4.1.

Gambar 4.1 (a) menunjukkan bahwa secara visual persebaran dari lokasi puskesmas di Surabaya tidak tersebar secara merata, selain itu dari Gambar 4.1 (b) *contour* yang terbentuk menunjukkan terdapat 2 puncak kepadatan dari persebaran lokasi puskesmas, yaitu

daerah Surabaya dengan banyaknya puskesmas cenderung lebih banyak dan daerah Surabaya dengan banyaknya puskesmas yang cenderung lebih sedikit. Berdasarkan Gambar 4.1 diketahui bahwa secara visual persebaran puskesmas di Surabaya lebih banyak tersebar di daerah Surabaya Pusat ke Surabaya Selatan dilihat dari segi kuantitas jumlah puskesmas, hal ini diperkirakan karena jumlah penduduk di daerah Surabaya Pusat ke Surabaya Selatan lebih banyak daripada daerah Surabaya lainnya, sehingga hal ini menjadi awal asumsi bahwa tidak homogenya persebaran lokasi puskesmas.



(a)



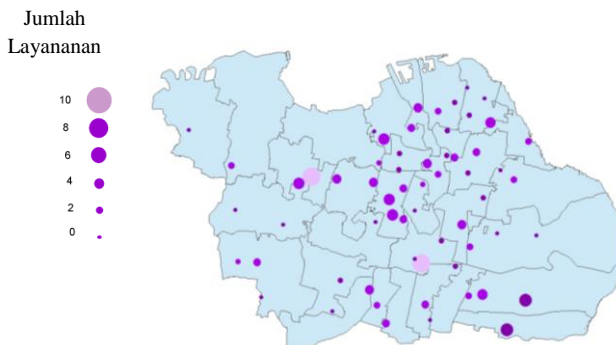
(b)

Gambar 4.1 (a) *Planar Point Pattern* Lokasi Puskesmas di Surabaya
(b) *Contour* dari Lokasi Puskesmas di Surabaya

Tabel 4.1 Keterangan Nama Kecamatan Gambar 4.1

No	Nama Kecamatan	No	Nama Kecamatan
1	Kecamatan Pakal	17	Kecamatan Tambak Sari
2	Kecamatan Benowo	18	Kecamatan Lakar Santri
3	Kecamatan Asemworo	19	Kecamatan Wiyung
4	Kecamatan Krembangan	20	Kecamatan Dukuh Pakis
5	Kecamatan Pabean Cantian	21	Kecamatan Wonokromo
6	Kecamatan Semampir	22	Kecamatan Gubeng
7	Kecamatan Kenjeran	23	Kecamatan Mulyorejo
8	Kecamatan Bulak	24	Kecamatan Karangpilang
9	Kecamatan Sambikarep	25	Kecamatan Jambangan
10	Kecamatan Tandes	26	Kecamatan Gayungan
11	Kecamatan Sukomanunggal	27	Kecamatan Wonocolo
12	Kecamatan Sawahan	28	Kecamatan Trenggilis Mejoyo
13	Kecamatan Bubutan	29	Kecamatan Sukolilo
14	Kecamatan Tegalsari	30	kecamata Rungkut
15	Kecamata Genteng	31	Kecamatan Gunung Anyar
16	Kecamatan Simokerto		

Karakteristik dari masing masing variabel *covariate* digambarkan pada Gambar 4.2 sampai dengan Gambar 4.4 berikut.

**Gambar 4.2** Mark Point Pattern Jumlah Layanan Unggulan Puskesmas

Berdasarkan Gambar 4.2 diketahui bahwa antara puskesmas satu dan yang lain saling kompetitif dalam jumlah layanan unggulan, hal ini terlihat dari ada beberapa lingkaran yang menumpuk, dan beberapa puskesmas yang berdekatan ada yang beririsan, hal ini berarti puskesmas yang berdekatan memiliki jumlah layanan yang hampir sama banyaknya. Hal ini menunjukkan bahwa puskesmas sebagai penyedia jasa layanan kesehatan berusaha untuk memenuhi kebutuhan akan layanan kesehatan yang dibutuhkan oleh masyarakat.

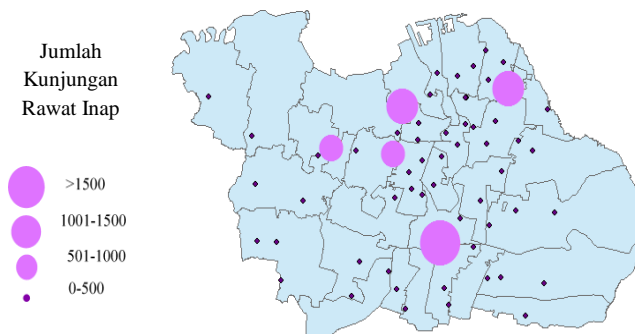
Tabel 4.2 Variabel Banyaknya Layanan Unggulan yang dimiliki Puskesmas

Banyaknya Layanan Unggulan	Banyaknya Puskesmas	Nama Puskesmas
0	16	Benowo, Bangkingan, Lontar, Made, Dr. Soetomo, Sidotopo, Morokrembangan, Bulak Banteng, Tambak Wedi, Klampis Ngasem, Keputih, Kalijudan, Wonokromo, Balas Klumprik, Siwalankerto, Dukuh Kupang
1	11	Tembok Dukuh, Gundih, Simolawang, Wonokusumo, Sidotopo Wetan, Pacar Keling, Gading, Mojo, Ngagel Rejo, Wiyung, Sidosermo
2	3	Asemworo, Jeruk, Kedungdoro,
3	8	Sememi, Ketabang, Pegirian, Kenjeran, Trenggilis, Menur, Kebonsari, Mulyorejo
4	8	Lidah Kulon, Tambak Rejo, Krembangan Selatan, Rangkah, Sawahan, Pakis, Gayungan, Jemur Sari
5	6	Tanjungsari, Simomulyo, Peneleh, Perak Timur, Pucang Sewu, Kedurus
6	2	Tanah Kali Kedinding, Kalirungkut
7	4	Manukan Kulon, Dupak, Putat Jaya, Banyu Urip
8	2	Gunung Anyar, Medokan Ayu
9	0	-
10	2	Balong Sari, Jagir

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat diketahui bahwa. Puskesmas yang memiliki banyaknya layanan unggulan terbanyak diantaranya puskesmas Balongsari (Jl.Balongsari Tama No.1, Kec. Tandes), dan puskesmas Jagir (Jl.Bendul Merisi No.1, Kec. Wonokromo), dimana dalam Gambar 4.2 ditunjukkan dengan bulatan warna ungu terang.

Puskesmas mengadakan suatu layanan unggulan biasanya menyesuaikan dengan kondisi lingkungan kesehatan masyarakat di wilayah kerjanya atau tingkat kebutuhan masyarakat terhadap suatu layanan kesehatan. Apabila dikaitkan dengan Gambar 4.2 maka dimungkinkan tingginya layanan unggulan yang dimiliki puskesmas Balongsari dan Jagir karena kondisi lingkungan yang sangat membutuhkan banyak pelayanan kesehatan, sehingga puskesmas berperan aktif dalam menyediakan layanan kesehatan.

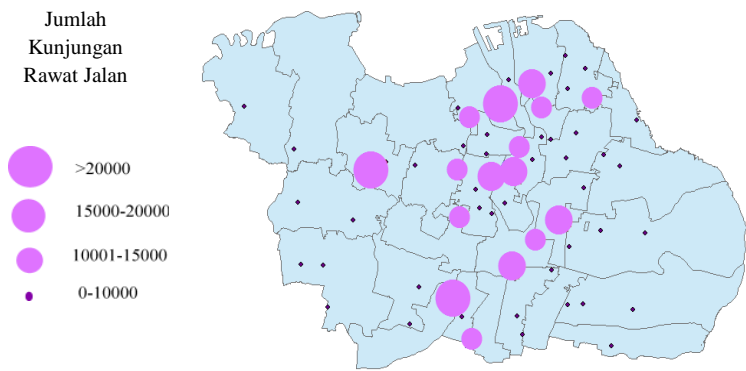
Berdasarkan pada Gambar 4.3 diketahui bahwa kunjungan rawat inap di puskesmas tertinggi selama tahun 2015 sebanyak dari lebih 1500 kunjungan dimana puskesmas yang memiliki kunjungan terbanyak tersebut adalah puskesmas Jagir (Jl. Bendul Merisi No.1, Kec. Wonokromo). Hal ini berarti puskesmas tersebut, memiliki layanan unggulan rawat inap, dan sangat dimanfaatkan masyarakat di wilayahnya untuk memperoleh layanan kesehatan. Beberapa puskesmas tidak memiliki kunjungan rawat inap, hal ini dikarenakan rawat inap menjadi salah satu layanan unggulan yang dimiliki puskesmas, sehingga tidak semua puskesmas memiliki layanan rawat inap.



Gambar 4.3 *Mark Point Pattern* Jumlah Kunjungan Rawat Inap Puskesmas

Tabel 4.3 Variabel Banyaknya Jumlah Kunjungan Rawat Inap setiap Puskesmas

Banyaknya Kunjungan Rawat Inap	Banyaknya Puskesmas	Nama Puskesmas
0-500	57	Tanjungsari,Manukan Kulon, Asemworo, Sememi, Benowo, Jeruk, Lidah Kulon, Bangkingan, Lontar, Made, Peneleh, Ketabang, Kedungdoro, Dr.Soetomo, Tembok Dukuh, Gundih, Tambakrejo, Simolawang, Perak Timur, Pegirian, Sidotopo, Wonokusumo, Sawah Pulo, Krembangan Selatan, Morokrembangan, Kenjeran, Sidotopo Wetan, Bulak Banteng, Tambak Wedi, Rangkah, Pacar Keling, Gading, Pucang Sewu, Mojo, Kalirungkut, Medokan Ayu, Tenggilis, Gunung Anyar, Menur, Klampis Ngasem, Keputih, Mulyorejo, Kalijudan,Sawahana, Putat Jaya, Banyu Urip, Pakis, Wonokromo, Ngagelrejo, Kedurus, Dukuh Kupang, Wiyung, Balas Krumpik, Gayungan, Jemursari, Sidosermo, Siwalankerto, Kebonsari
501-1000	2	Simomulyo, Balongsari,
1001-1500	2	Dupak, Tanah Kali Kedinding
>1500	1	Jagir



Gambar 4.4 *Mark Point Pattern* Jumlah Kunjungan Rawat Jalan Puskesmas
Gambar 4.4 menunjukkan visualisasi banyaknya kunjungan rawat jalan di seluruh puskesmas di Surabaya. Berdasarkan Gambar

4.4 dapat diketahui bahwa jumlah kunjungan rawat jalan tertinggi selama tahun 2015 mencapai lebih dari 20000 kunjungan rawat jalan. Puskesmas yang memiliki kisaran jumlah kunjungan rawat jalan sebesar 20000 kunjungan adalah puskesmas Manukan Kulon (Jl. Manukan Dalam I/18, Kec. Tandes), Krembangan Selatan (Jl. Pesapen Selatan 70, Kec. Krembangan), Kedurus (Jl. Raya Mastrip Kedurus 46, Kec. Karang Pilang).

Tabel 4.4 Variabel Banyaknya Jumlah Kunjungan Rawat Jalan setiap Puskesmas

Banyaknya Kunjungan Rawat Jalan	Banyaknya Puskesmas	Nama Puskesmas
0-5000	0	Tanjungsari, Balongsari, Jeruk, Bangkingan, Made, Dr.Soetomo,Tembok Dukuh, Tambakrejo, Wonokusumo, Sawah Pulo, Morokrembangan, Kenjeran,Sidotopo Wetan, Pacar Keling, Kalirugkut, Medokan Ayu, Menur, Klampis Ngasem, Mulyorejo, Kalijudan, Putat Jaya, Balas Krumpik, Jemursari, Siwalankerto, Kebonsari
5001-10000	22	Asemworo,Sememi, Benowo, Lidah Kulon, Lontar, Ketabang, Gundih, Simolawang, Perak Timur, Bulak Banteng, Tambak Wedi, Rangkah, Gading,Mojo,Trenggilis,Gunung Anyar, Keputih, Banyu Urip, Pakis, Wonokromo, Wiyung, Sidosermo
10001-15000	8	Simomulyo, Peneleh, Sidotopo, Dupak, Tanah Kali Kedinding,Ngagelrejo, Dukuh Kupang, Gayungan
15001-20000	5	Kedungdoro, Pegirian, Pucangsewu,Sawahana,Jagir
>20001	3	Kedurus, Krembangan Selatan, Manukan Kulon

Hal ini berarti keberadaan puskesmas tersebut sangat dimanfaatkan oleh masyarakatnya untuk mendapatkan layanan kesehatan. Berdasarkan Gambar 4.3 dan Gambar 4.4 diketahui bahwa puskesmas dengan jumlah kunjungan tertinggi memiliki jumlah layanan kesehatan yang tidak terlalu tinggi yaitu berkisar 4-6 layanan, hal ini menunjukkan bahwa banyaknya layanan unggulan yang dimiliki puskesmas tidak berpengaruh terhadap peningkatan minat masyarakat untuk memanfaatkan puskesmas di wilayahnya.

4.2 Model Intensitas Puskesmas Menggunakan Regresi Poisson

Data lokasi puskesmas yang telah dilakukan eksplorasi secara visual kemudian dilakukan pemodelan *poisson regression*. Pemodelan dengan menggunakan regresi poisson digunakan untuk dibandingkan dengan hasil yang didapatkan dengan model *mixture Poisson regression*. Estimasi parameter yang digunakan pada regresi poisson menggunakan metode Bayessian. Hasil yang didapatkan dari estimasi parameter dengan menggunakan metode Bayessian disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Estimasi Parameter *Poisson Regression*

Parameter	Rata-Rata	Standart Deviasi	2,5%	Median	97,5%
Beta 0	0,5513	0,1279	0,2952	0,5537	0,7953
Beta 1	-0,0118	0,1396	-0,2909	-0,0102	0,2566
Beta 2	-0,5814	0,1938	-0,9670	-0,6470	-0,2093
Beta 3	0,9113	0,1783	0,5773	0,9071	1,272

Dugaan model regresi Poisson adalah sebagai berikut.

$$\lambda = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3)$$

Sehingga dengan hasil yang didapatkan dalam Tabel 4.5 model regresi Poisson untuk intensitas puskesmas di Surabaya adalah sebagai berikut.

$$\lambda = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3)$$

$$\lambda = \exp(0,5513 - 0,0118X_1 - 0,5814X_2 + 0,9113X_3)$$

Berdasarkan model regresi Poisson yang didapatkan dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah puskesmas per grid lokasi Surabaya dipengaruhi secara signifikan oleh jumlah kunjungan rawat jalan, Apabila ada peningkatan jumlah kunjungan rawat jalan maka akan meningkat nilai rata-rata jumlah puskesmas per grid lokasi Surabaya.

4.3 Model Intensitas Puskesmas Menggunakan *Mixture Poisson Regression*

Pemodelan *mixture Poisson regression* diawali dengan melakukan identifikasi *inhomogeneous Poisson process*. Identifikasi dilakukan dengan melakukan uji kesesuaian distribusi, dan uji homogenitas intensitas. Identifikasi model *mixture* juga dilakukan untuk mengetahui apakah data lokasi puskesmas merupakan data bimodal. Setelah identifikasi selesai dilakukan kemudian dilakukan estimasi parameter model *mixture Poisson regression* dengan menggunakan metode Bayesian. Selain membuat model intensitas puskesmas di Surabaya menggunakan *mixture Poisson Regression*, dalam sub-bab ini akan dibahas mengenai penambahan titik lokasi puskesmas baru secara simulasi.

4.3.1 Uji Kesesuaian Distribusi

Uji distribusi ini dilakukan untuk mengetahui apakah jumlah puskesmas pada setiap grid wilayah Surabaya memenuhi distribusi poisson. Uji distribusi ini selain untuk mengetahui distribusi data, juga digunakan untuk mengetahui apakah data yang digunakan memenuhi kriteria dari *inhomogeneous Poisson process*. Jumlah puskesmas pada setiap grid wilayah ditunjukkan dalam Gambar 3.3. Uji distribusi dilakukan dengan menggunakan Anderson Darling. Nilai statistik uji yang didapatkan dari Anderson-Darling adalah sebesar 2,4506, sedangkan untuk nilai *critical value* nya adalah 2,5018 untuk alpha 5%. Keputusan yang didapatkan dari uji kesesuaian distribusi ini adalah gagal tolak H_0 , sehingga dapat disimpulkan bahwa distribusi data jumlah lokasi puskesmas berdistribusi Poisson. *Counting process* dari lokasi persebaran puskesmas di Surabaya memenuhi kriteria *Poisson process*.

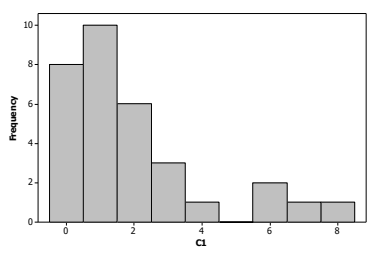
4.3.2 Uji Homogenitas Intensitas

Poisson process terbagi menjadi 2 jenis *homogeneous poisson process* dan *inhomogeneous poisson process*. Salah satu karakteristik dari jenis Poisson process tersebut dapat dilihat dari intensitas data yang didapatkan melalui uji homogenitas intensitas. Uji homogenitas intensitas persebaran puskesmas dilakukan dengan menggu-

nakan *Chi-Square* test. Hasil statistik uji yang didapatkan nilai *Chi-Square* hitung yang diperoleh adalah 73,226 dengan nilai p-value $5,7 \times 10^{-5}$. Berdasarkan hasil yang didapatkan maka keputusan yang diperoleh adalah Tolak H_0 karena nilai p-value kurang dari alpha 5%, sehingga dapat disimpulkan bahwa intensitas poisson process termasuk dalam jenis *inhomogeneous poisson process*. Hal ini berarti banyaknya puskesmas per grid area Surabaya tidak homogen sesuai dengan visualisasi *contour* pada Gambar 4.1, dimana terlihat terdapat 2 pusat persebaran lokasi puskesmas, yaitu intensitas puskesmas tinggi dan intensitas puskesmas rendah.

4.3.3 Identifikasi *Mixture*

Pola persebaran lokasi puskesmas di Surabaya yang tidak homogen secara uji dan secara visual, merupakan identifikasi bahwa terdapat 2 pola data lokasi puskesmas di Surabaya. Berdasarkan Gambar 4.5 diketahui bahwa data jumlah lokasi puskesmas dalam setiap grid menunjukkan pola bimodal. Hal inilah yang mendasari penggunaan model *mixture Poisson regression*, dimana model *mixture* dapat memodelkan data dengan sifat bimodal seperti pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Histogram data jumlah puskesmas setiap grid

4.3.4 Estimasi Parameter Model Intensitas Puskesmas Menggunakan *Mixture Poisson Regression*

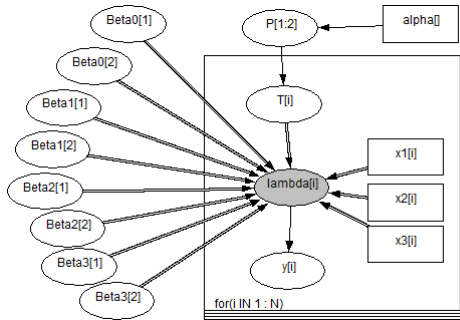
Berdasarkan identifikasi dalam sub bab 4.3 diketahui model intensitas puskesmas di Surabaya dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan model *mixture Poisson regression*, dimana jumlah komponen *mixture* yang diketahui adalah sebanyak 2 kompo-

nen. Komponen pertama digunakan untuk menangkap data grid dengan jumlah puskesmas yang cukup rendah. Komponen kedua digunakan untuk menangkap data grid dengan jumlah puskesmas yang cukup tinggi. Pemodelan *mixture Poisson regression* dilakukan dengan menggunakan *software* WinBUGS. Estimasi parameter model dimulai dengan *Directed Acyclic Graph* (DAG), hal ini dilakukan untuk membentuk struktur parameter model. DAG untuk pemodelan *mixture Poisson regression* ditampilkan dalam Gambar 4.6.

Gambar 4.6 adalah struktur parameter model *mixture Poisson regression* pada WinBUGS. Variabel $y[i]$ adalah *node* berdistribusi poisson, dimana $y[i]$ didapatkan dari $\log \lambda[i]$. Bentuk persamaan $\lambda[i]$ adalah sebagai berikut.

$$\lambda[i] = \beta_0[T[i]] + \beta_1[T[i]] * x_1[i] + \beta_2[T[i]] * x_2[i] + \beta_3[T[i]] * x_3[i]$$

Nilai $\lambda[i]$ diidentifikasi melalui $T[i]$, dimana nilai $T[i]$ berubah sesuai dengan distribusi dirichlet $P[1:2]$ yang memiliki kategori sebanyak 2 sesuai dengan jumlah komponen *mixture* yang akan dimodelkan.



Gambar 4.6 *Directed Acyclic Graph* (DAG) *mixture Poisson regression*

Distribusi *prior* dalam Gambar 4.6 ditunjukkan oleh node yang berada di luar kotak. Distribusi *prior* yang digunakan dalam penelitian ini adalah jenis *pseudo prior*, dimana *prior* bergantung pada hasil *frequentist*. *Prior* dibangkitkan menggunakan distribusi normal dengan mean berasal dari hasil estimasi parameter yang dida-

patkan dari fungsi *frequentist* GLMs, dan nilai standard deviasi didapatkan dari hasil $1/\text{standard error}$ dari fungsi *frequentist* GLMs.

Estimasi parameter model diperoleh melalui distribusi *posterior*, dimana pengambilan sampel parameter dilakukan menggunakan metode MCMC dengan *Gibbs Sampling*. Hasil yang didapatkan pada metode Bayesian ini harus memenuhi 3 sifat rantai markov yaitu *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*. Sifat-Sifat tersebut dapat dilihat dari hasil *history plot*, *autocorrelation plot*, dan *kernel density* yang dihasilkan dalam proses MCMC. Hasil *history plot* process MCMC yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan Gambar pada Lampiran 4.a. Berdasarkan pada Lampiran 4.a tersebut dapat diketahui bahwa *history plot* bersifat stasioner dan random. Hal ini berarti seluruh sampel yang dibangkitkan berada ada interval domain yang memiliki nilai tertentu, selain itu *history plot* cenderung rapat dan *fastly mixing* sehingga dapat menangkap semua kemungkinan nilai parameter. Hal ini menunjukkan bahwa *history plot* memenuhi sifat *irreducible*.

Hasil *history plot* pada Lampiran 4.a menunjukkan bahwa nilai yang dibangkitkan tidak berada pada keperiodikan tertentu, dengan kata lain process MCMC yang dilakukan memenuhi sifat aperiodik. Lampiran 4.a membuktikan bahwa process iterasi MCMC yang dilakukan memenuhi sifat recurrent, karena nilai parameter yang dibangkitkan dalam state- i dapat kembali pada state- i . Lampiran 4.b mengenai *autocorrelation plot* menunjukkan bahwa pada korelasi antara nilai sampel yang dibangkitkan berada pada daerah distribusi *posterior*. Lampiran 4.c adalah hasil kernel density yang didapatkan, dimana menunjukkan bahwa density *posterior* untuk parameter model memberikan bentuk densitas *bell shape* atau mengikuti pola distribusi dari parameter model. Berdasarkan pengecekan yang dilakukan didapatkan bahwa 3 sifat rantai markov telah terpenuhi sehingga dapat dinyatakan bahwa rantai markov yang dihasilkan sudah konvergen.

Hipotesis yang digunakan dalam penelitian ini untuk pengujian hasil estimasi masing-masing parameter adalah sebagai berikut.

Hipotesis untuk masing-masing parameter β .

$H_0: \beta_i=0$ (parameter β pada komponen *mixture* ke- i tidak signifikan digunakan, dimana $i=1$ dan 2)

$H_1: \beta_i \neq 0$ (parameter β pada komponen *mixture* ke- i signifikan digunakan, dimana $i=1$ dan 2)

Hipotesis untuk masing masing parameter P.

$H_0: P_i=0$ (parameter P pada komponen *mixture* ke- i tidak signifikan digunakan, dimana $i=1$ dan 2)

$H_1: P_i \neq 0$ (parameter P pada komponen *mixture* ke- i signifikan digunakan, dimana $i=1$ dan 2)

Keputusan uji akan tolak H_0 didasarkan pada *credible interval* dari distribusi *posterior*. Apabila *credible interval* tidak melewati 0 (nol) maka H_0 ditolak, hal ini berarti parameter model signifikan untuk digunakan. Hasil estimasi parameter model *mixture Poisson regression* ditampilkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Estimasi Parameter

Parameter	Rata-Rata	Standart Deviasi	2,5%	Median	97,5%
P[1]	0,8235	0,0647	0,6794	0,8301	0,9305
P[2]	0,1765	0,0647	0,0695	0,1699	0,3207
Beta 0[1]	0,1144	0,1752	-0,2386	0,1188	0,4468
Beta 0[2]	1,2860	0,3923	0,5161	1,2850	2,0590
Beta 1[1]	0,0094	0,1777	-0,3535	0,0147	0,3424
Beta 1[2]	-0,0638	0,3844	-0,8192	-0,0633	0,6850
Beta 2[1]	-0,2086	0,2809	-0,7744	-0,2049	0,3275
Beta 2[2]	-0,2187	0,4423	-1,0860	-0,2205	0,6524
Beta 3[1]	0,2003	0,2977	-0,3818	0,1992	0,7859
Beta 3[2]	0,6537	0,4173	-0,1727	0,6582	1,4640

Berdasarkan Tabel 4.6 diketahui bahwa parameter yang signifikan adalah beta0[2], sedangkan untuk parameter lainnya tidak ada yang signifikan. Hal ini dikarenakan *credible interval* tidak melewati 0 (nol), sehingga parameter beta0[2] signifikan untuk digunakan da-

lam model. Sesuai dengan persamaan 2.18 maka model *Mixture Poisson Point Process* adalah sebagai berikut.

$$y = p(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3) + (1-p)(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3)$$

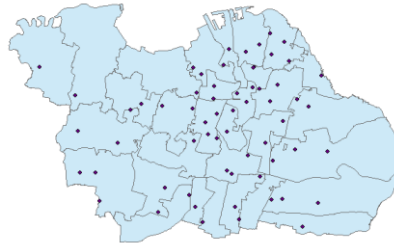
$$y = 0,8235(0,1144 + 0,00932 X_1 - 0,2086 X_2 + 0,2003 X_3)$$

$$+ (1 - 0,8235)(1,286 - 0,06376 X_1 - 0,2187 X_2 + 0,6537 X_3)$$

Berdasarkan model tersebut diketahui bahwa proporsi untuk banyaknya puskesmas per grid are paling tinggi di komponen 1, hal ini dilihat dari nilai proporsi pada komponen 1 yaitu sebesar 0,8235 atau kurang lebih 80% banyaknya puskesmas setia grid berada pada komponen 1 (banyaknya puskesmas cenderung rendah). Berdasarkan hasil estimasi parameter yang dilakukan didapatkan bahwa pada komponen 1 (banyaknya puskesmas cukup rendah) maupun model komponen (banyaknya puskesmas cukup tinggi) tidak dipengaruhi oleh jumlah layanan ataupun jumlah kunjungan, dengan kata lain adanya penambahan *point* atau puskesmas dapat dilakukan tanpa mempertimbangkan jumlah layanan maupun jumlah kunjungan dari puskesmas.

4.3.5 Simulasi Penambahan Titik Lokasi Puskesmas Baru

Pada penelitian ini selain dilakukan pembuatan model intensitas pukesmas di Surabaya, juga dilakukan simulasi penambahan puskesmas untuk mengkaji apakah ada pengaruh baik secara visual maupun model. Simulasi penambahan puskesmas ini dilakukan dengan maksud untuk mengetahui pengaruh yang terjadi apabila terdapat penambahan puskesmas di wilayah tertentu. Skenario simulasi yang akan diberikan adalah penambahan puskesmas dengan jumlah layanan unggulan sebanyak 3, dengan jumlah kunjungan rawat jalan sebanyak 705 kunjungan dan kunjungan rawat inap sebanyak 16 kunjungan. Jumlah tersebut dipilih dengan karena rata rata jumlah layanan unggulan sebanyak 3 layanan, sedangkan untuk jumlah kunjungan baik rawat inap maupun rawat jalan didapatkan dari jumlah minimum kunjungan yang ada di puskesmas.

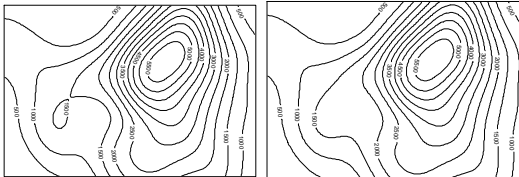


(a)



(b)

Gambar 4.7 (a) *Planar Point Pattern* Lokasi Puskesmas di Surabaya
(b) *Planar Point Pattern* penambahan lokasi baru untuk simulasi



(a)

(b)

Gambar 4.8 (a) *Contour* Lokasi Puskesmas di Surabaya
(b) *Contour* Lokasi Puskesmas di Surabaya dengan penambahan lokasi baru untuk simulasi

Simulasi penambahan puskesmas akan dilakukan di daerah dengan titik *latitude* 7.3 dan *longitude* 112.68 lokasi simulasi penambahan tersebut berada di kecamatan Wiyung. Pemilihan lokasi tersebut dipilih karena asumsi awal bahwa pola sebaran puskesmas yang tidak homogen, sehingga dilakukan penambahan suatu titik lokasi

puskesmas di daerah yang memiliki banyaknya puskesmas yang rendah.

Gambar 4.7 menunjukkan penambahan titik lokasi baru untuk simulai, sedangkan untuk *contour* sebelum penambahan titik dan sesudah penambahan titik untuk simulasi disajikan pada Gambar 4.8. Gambar 4.8 (a) menunjukkan terdapat 2 puncak kepadatan persebaran puskesmas, sedangkan Gambar 4.8 (b) menunjukkan bahwa setelah dilakukan penambahan titik lokasi baru merubah *contour* persebaran puskesmas terpusat pada satu puncak kepadatan persebaran, sehingga tampak lebih homogen. Hasil uji homogenitas *Poisson process* yang dilakukan pada simulasi penambahan lokasi puskesmas didapatkan nilai *Chi-Square* hitung yang diperoleh adalah 70,587 dengan nilai *p-value* 0,000128. Berdasarkan hasil uji tersebut didapatkan kesimpulan bahwa pola persebaran lokasi puskesmas termasuk dalam *inhomogeneous poisson process*. Histogram pada Lampiran 6, juga masih mengidentifikasi model *mixture* untuk pemodelan persebaran lokasi puskesmas. Estimasi parameter model *mixture Poisson regression* untuk lokasi puskesmas dengan penambahan titik simulasi disajikan pada Lampiran 5.d. Berdasarkan Lampiran 5.d didapatkan hasil yang sama dengan Lampiran 4 bahwa dengan penambahan titik simulasi tidak mempengaruhi signifikansi dari variabel *covariate* yang digunakan.

4.4 Perbandingan Model Intensitas Puskesmas Menggunakan Regresi Poisson dan Model *Mixture Poisson Regression*

Perbandingan model intensitas puskesmas menggunakan regresi Poisson dan model *mixture Poisson regression* dilakukan untuk mengetahui kebaikan model dari masing masing model, dan mengetahui model mana yang lebih baik. Kebaikan model diukur melalui nilai DIC dalam masing-masing model. Kriteria model dinyatakan model yang baik apabila nilai DICnya yang paling rendah. Tabel 4.7 menunjukkan nilai DIC dari masing-masing model. Apabila dibandingkan antara model *mixture Poisson regression* dan model regresi Poisson, model regresi Poisson memiliki nilai DIC yang lebih rendah dari nilai DIC model *mixture Poisson regression*.

Tabel 4.7 Nilai DIC masing-masing model

Model	Nilai DIC
<i>Mixture Poisson Regression</i>	133,590
<i>Poisson Regression</i>	110,919

Berdasarkan nilai DIC Tabel 4.7 didapatkan kesimpulan bahwa model regresi poisson yang lebih baik dari *mixture poisson regression*, akan tetapi hal ini perlu diwaspadai karena model regresi poisson tidak dapat memodelkan sesuai pola data yang bimodal, sehingga pola data tidak dapat tertangkap dengan baik atau bisa jadi model yang didapatkan pada satu populasi memiliki informasi tersembunyi yang tidak dapat digambarkan oleh model regresi Poisson satu populasi.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Pola persebaran puskesmas di Surabaya secara visual tidak homogen atau termasuk kedalam kriteria *inhomogeneous Poisson Process*, hal ini dilihat dari gambar *contour*, dimana terlihat 2 puncak kepadatan persebaran lokasi puskesmas, dimana puskesmas banyak tersebar di wilayah Surabaya pusat ke Surabaya selatan.
2. Model intensitas puskesmas di Surabaya menggunakan regresi Poisson dipengaruhi signifikan oleh variabel *covariate* banyaknya kunjungan rawat jalan. Model intensitas *mixture Poisson regression* dengan 2 komponen yaitu komponen 1 untuk kepadatan puskesmas cukup rendah, komponen 2 untuk kepadatan puskesmas cukup tinggi, dimana hasil estimasi parameter yang didapatkan tidak terdapat variabel *covariate* yang signifikan berpengaruh terhadap intensitas penambahan puskesmas di Surabaya. Hasil simulasi diperoleh hasil bahwa tidak ada pengaruh penambahan titik lokasi puskesmas baru terhadap pola persebaran puskesmas, dan tidak ada variabel *covariate* yang berpengaruh terhadap intensitas penambahan puskesmas.
3. Model regresi Poisson lebih baik dari pada model *mixture Poisson Regression* dilihat dari nilai DIC, akan tetapi model *mixture Poisson regression* akan menghasilkan hasil yang lebih baik untuk memodelkan data bimodal.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan dalam penelitian selanjutnya adalah menambahkan variabel *covariate* lain seperti area, dan jumlah penduduk, karena dalam penelitian ini window atau area penelitian masih dibatasi berbentuk persegi, sehingga dalam penelitian selanjutnya bentuk area penelitian dapat menyesuaikan dengan wilayah yang diteliti. Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan wilayah lain

selain Surabaya. Hal ini dikarenakan pola persebaran puskesmas di wilayah lain pasti akan berbeda beda menyesuaikan dengan wilayahnya

DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A. (2002). *Categorical Data Analysis Second Edition*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Ang, A., & Tang, W. (2007). *Probability Concepts in Engineering*. New York: Wiley.
- Baddeley, A. (2008). *Spatial Point Processes and their Applications*. Australia: School of Mathematics & Statistics, University of Western Australia.
- Baddeley, A., Rubak, E., & Turner, R. (2016). *Spatial Point Patterns Methodology and Applications with R*. New York: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Box, G., & Tiao, G. (1973). *Bayesian Inference in Statistics in Statistical Analysis*. New York: John Wiley and Sons Inc.
- BPS. (2014). *Banyaknya Penduduk Menurut Jenis Kelamin Per Kecamatan Hasil Registrasi*. Retrieved Februari 19, 2017, from Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Surabaya: <https://surabayakota.bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/322>
- Casella, G., & George, E. (1992). *Explaining the Gibbs Sampler*. *The American Statistician*, 46, 167-174. doi:10.2307/2685208
- Choiruddin, A., Coeurjolly, J.-F., & Letue, F. (2017). *Convex and non-convex regularization methods for spatial point processes intensity estimation*. France: arXiv preprint arXiv:1703.02462.
- Dobson, A. (1996). *An Introduction to Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall.
- Finch, W., Bolin, J., & Kelley, K. (2014). *Multilevel Modeling Using R*. New York: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Gustin. (2011). *Investigation of some test for homogeneity of intensity with applicaions to insurance data*. Uppsala University.
- Hasyim, M. (2012). *Model Mixture Survival Spatial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregressive (CAR) pada Kasus kejadian Demam Berdara Dengue (DBD) di Kabupaten*

- Pamekasan*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. (2015). *Profil Kesehatan Indonesia*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. (2015). *Rencana Strategis Kementerian Kesehatan*. Retrieved 1 22, 2017, from <http://www.depkes.go.id/resources/download/infopublik/Renstra-2015.pdf>.
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. (2014). *Permenkes*. Retrieved 1 22, 2017, from <http://dinkes.gunungkidulkab.go.id/wp-content/uploads/2014/10/Permenkes-No-75-Th-2014-ttg-Puskesmas.pdf>.
- Kementrian Perencanaan Pembangunan Nasional. (2014). *Rencana Pembangunan Jangka Menengah Tahun 2015-2019 Buku 1 Agenda Pembangunan Nasional*. Jakarta.
- Law, A. M., & Kelton, W. D. (2000). *Simulation Modeling and Analysis (Third Edition)*. New York: Mc Graw Hill.
- Leisch, F. (2004). *FlexMix: A General Framework for Finite Mixture Models and Latent Class Regression in R*. *Journal of Statistical Software*, 1-18. doi:10.18637/jss.v011.i08
- Madolan, A. (2016, 02 16). *Kategori Puskesmas Berdasarkan PMK*. Retrieved 1 25, 2017, from <http://www.mitrakesmas.com/2016/02/kategori-puskesmas-berdasarkan-pmk.html>.
- McCullagh, P., & Nelder FRS, J. (1983). *Generalized Liniear Models*. London: Chapman and Hall.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling Using WinBUGS*. New Jersey: Wiley.
- Pambudy, A. P. (2016). *Analisis Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Lokasi Terhadap Kepuasan Pasien di Puskesmas Dukun Gresik*. *Jurnal Penelitian Ilmu Manajemen*, 1, 20.

- Pemerintah Kota Surabaya. (2015). *Laporan Kinerja Kota Surabaya*. Retrieved Februari 15, 2017, from http://www.surabaya.go.id/uploads/attachments/2016/4/5726/lkj_2015.pdf
- Putri, U. M. (2016). *Analisis Risiko Investasi Saham Syariah Menggunakan Value At Risk dengan Pendekatan Bayesian Mixture Normal Autoregressive*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember .
- Takbir, Sunusi, & Islamiyati. (2016). *Studi Analisa Kecelakaan Lalu Lintas Melalui Pendekatan Spatial Point Process*. Makasar: Universitas Hasanuddin.
- Widagdo, A. (2009). *Analisis Akseabilitas Pelayanan Puskesmas di Kabupaten Sleman*. Yogyakarta: Universitas Gajah Mada.
- Wijayanti, D. E. (2014). *Algoritma Penentu Ukuran Sampel Eksak Untuk Distribusi Normal, Distribusi Poisson, dan Dua Distribusi Binomial dalam Model Keluarga Eksponensial*. *Jurnal Konvergensi*, 4, 31.
- Wang, K., Yau, K., & Lee, A. (2002). *A Hierarchical Poisson Mixture Regression Model to Analyse Maternity Length of Hospital Stay*. *Statistics in Medicine*, 3641. doi:10.1002/sim.1307

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

4. LAMPIRAN

Lampiran 1. Data

a. Data Lokasi Puskesmas di Surabaya

No	Puskesmas	Alamat	Latitude	Longitude
1	Tanjungsari	Jl. Tanjungsari 116, Kec. Sukomanunggal	-7.26072	112.6918
2	Simomulyo	Jl. Gumuk Bogo VI/1, Kec. Sukomanunggal	-7.26236	112.7117
3	Manukan Kulon	Jl. Manukan Dalam I/18, Kec. Tandes	-7.26312	112.6713
4	Balongsari	Jl. Balongsari Tama No.1, Kec. Tandes	-7.25924	112.6783
5	Asemrowo	Jl.Asem Raya 8, Kec. Asemworo	-7.25191	112.7143
6	Sememi	Jl. Raya Kendung, Kec. Benowo	-7.25367	112.6349
...
59	Jemursari	Jl. Jemursari Selatan IV/5, Kec. Wonocolo	-7.32776	112.7399
60	Sidosermo	Jl. Sidosermo Gg. Damri No. 51, Kec. Wonocolo	-7.30735	112.7558
61	Siwalankerto	Jl. Siwalankerto No. 134, Kec. Wonocolo	-7.33595	112.7425
62	Kebonsari	Jl. Kebonsari Manunggal 30 - 32, Kec. Jambangan	-7.32799	112.7138

Lampiran 1. (Lanjutan)**b. Data Variabel *Covariate* Puskesmas**

Puskesmas	Jumlah Pelayanan Unggulan	Jumlah Kunjungan Rawat Jalan	Jumlah Kunjungan Rawat Inap
Tanjungsari	5	3896	44
Simomulyo	5	11917	843
Manukan Kulon	7	21230	212
Balongsari	10	4606	523
Asemrowo	2	8116	0
Sememi	3	6626	365
Benonwo	0	7479	0
...
Dukuh Kupang	0	10652	156
Wiyung	1	7977	296
Balas Klumpik	0	2316	0
Gayungan	4	11444	0
Jemur Sari	4	4642	0
Sidosermo	1	9406	0
Siwalankerto	0	4904	91
Kebonsari	3	2200	0

Lampiran 1. (Lanjutan)**c. Data Hasil Transformasi Slope dari Variabel *Covariate***

No	Y*	X1*	X2*	X3*
1	1	1.963529	162.8198	7800.85
2	1	2.388449	149.476	7468.708
3	3	2.348532	128.9957	7183.061
4	2	1.927142	108.1777	6993.369
5	2	1.749186	95.39248	6905.224
6	0	2.923134	94.26832	6875.669
7	2	5.056055	100.2811	6863.194
8	1	6.375019	106.3953	6866.054
9	1	2.380435	152.7518	8945.1
10	8	2.579954	150.1014	8784.291
11	7	2.780781	143.6928	8646.874
12	6	2.974362	137.9824	8555.162
...
22	0	2.414708	139.926	7957.426
23	2	1.909435	119.1454	7648.898
24	1	1.637887	100.3222	7356.815
25	0	1.042694	160.6518	7639.799
26	1	1.672757	164.6656	7494.996
27	1	2.103052	155.9014	7198.67
28	0	1.960416	133.2099	6729.676
29	1	1.679327	101.5505	6146.058
30	2	1.80498	70.59953	5573.362
31	1	1.680188	47.84861	5115.832
32	0	1.182487	34.35879	4794.916

Lampiran 1. (Lanjutan)**d. Data Hasil Transformasi Slope dari Variabel *Covariate* Simulasi**

No	Y**	X1**	X2**	X3**
1	1	1.069017	160.5491	7606.771
2	1	1.691032	163.0441	7421.439
3	3	2.110077	152.7855	7068.223
4	2	1.976336	129.3247	6537.495
5	2	1.716403	98.17626	5909.251
6	0	1.831365	68.6191	5324.585
7	2	1.706671	47.16162	4885.569
8	1	1.218447	34.3984	4602.157
9	1	3.889475	207.5497	8770.447
10	8	4.605805	203.772	8636.041
11	7	4.975642	192.3388	8443.533
12	6	4.621647	174.56	8169.926
...
22	1	3.240445	136.9152	8289.342
23	2	3.34608	135.927	8129.503
24	1	3.252106	128.4768	7931.47
25	0	1.966933	161.8286	7806.061
26	1	2.377615	148.6643	7482.881
27	1	2.340584	128.7764	7204.357
28	0	1.936104	108.6513	7016.642
29	1	1.779274	96.20167	6925.404
30	2	2.936361	94.88513	6891.493
31	1	5.016942	100.5087	6876.001
32	0	6.330009	106.3884	6876.039

Lampiran 2. Program Model *Mixture Poisson Regression*

a. Program GLMs Mixture Poisson Regression

```
> model0<-  
flexmix(y1~1,data=db,k=2,model=FLXglm(family="poisson"))  
> summary(model0)  
>rmodel0<-refit(model0)  
> summary(rmodel0)  
> model1<-  
flexmix(y1~x1,data=db,k=2,model=FLXglm(family="poisson"))  
> summary(model1)  
>rmodel1<-refit(model1)  
> summary(rmodel1)  
> model2<-  
flexmix(y1~x2,data=db,k=2,model=FLXglm(family="poisson"))  
> summary(model2)  
>rmodel2<-refit(model2)  
> summary(rmodel2)  
> model3<-  
flexmix(y1~x3,data=db,k=2,model=FLXglm(family="poisson"))  
> summary(model3)  
>rmodel3<-refit(model3)  
> summary(rmodel3)
```

Lampiran 2. (Lanjutan)

b. Program Pengelompokkan Komponen Mixture

```
model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dpois(mu[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[i] <- lamda[T[i]]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
  lamda[2] ~ dgamma(0.001,0.001)
  lamda[1] ~ dgamma(2,1)
}
```

DATA

[illegible]

INITIALS

```
list(lamda=c(1,1))
```


Lampiran 2. (Lanjutan)

c. Program Model Mixture Poisson Regression

```

model;
{
  for(i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dpois(mu[i])
  }
  for(i in 1 : N ) {
    log(mu[i]) <- l0[T[i]] + l1[T[i]] * x1[i]+l2[T[i]] * x2[i]+l3[T[i]] * x3[i]
  }
  for(i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
  l0[1] ~ dnorm(0.13741,4.5)l(-0.5,2)
  l0[2] ~ dnorm(1.72088,3.8)l(0,3)
  l1[1] ~ dnorm(-1.72581,0.847)l(-0.5,1)
  l1[2] ~ dnorm(0.10441,5.69)l(-2,2)
  l2[1] ~ dnorm(1.5626,1.4658)l(-2,3)
  l2[2] ~ dnorm(-0.22207,4.7)l(-3,3)
  l3[1] ~ dnorm(-0.27094,3)l(-1,3)
  l3[2] ~ dnorm(1.10563,2.375)l(-1,3)
}
INITS
list(l0=c(0.2,2),l1=c(0,0.3),l2=c(2,-0.1),l3=c(-0.1,2))

DATA
list(y=c(1,1,3,2,2,0,2,1,1,8,7,6,6,4,3,2,0,0,0,3,1,0,2,1,0,1,1,0,1,2,1,0),N=32,
alpha=c(1,1),x1=c(-0.65431,-0.31836,-0.34992,-0.68307,-
0.82377,0.10437,1.79068,2.83347,-0.32470,-0.16695,-
0.00818,0.14487,0.24566,0.35967,0.44193,0.35854,0.86458,1.45216,1.76871,1
.52316,0.62396,-0.29760,-0.69707,-0.91176,-1.38233,-0.88419,-0.54400,-
0.65677,-0.87900,-0.77966,-0.87832,-1.27181),x2=c(
0.72647,0.39969,-0.10188,-0.61171,-0.92482,-0.95235,-0.80509,-
0.65536,0.47991,0.41500,0.25805,0.11821,0.09050,0.14438,0.12395,-
0.07569,1.88083,1.81939,1.57994,1.18833,0.69490,0.16581,-0.34311,-
0.80409,0.67338,0.77168,0.55704,0.00133,-0.77401,-1.53200,-2.08916,-
2.41953),x3=c(0.23177,-0.07540,-0.33958,-0.51501,-0.59653,-0.62386,-
0.63540,-
0.63275,1.29000,1.14128,1.01420,0.92938,0.87289,0.79339,0.64665,0.44338,1
.17039,0.09326,0.99366,0.84814,0.64000,0.37658,0.09124,-0.17889,0.08283,-
0.05109,-0.32514,-0.75888,-1.29863,-1.82827,-2.25141,-2.54820),
T=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1))

```

Lampiran 2. (Lanjutan)**d. Program Model Simulasi Mixture Poisson Regression**

```

model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dpois(mu[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    log(mu[i]) <- l0[T[i]] + l1[T[i]] * x1[i]+l2[T[i]] * x2[i]+l3[T[i]] * x3[i]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
  l0[1] ~ dnorm(0.13741,4.5)l(-0.5,2)
  l0[2] ~ dnorm(1.72088,3.8)l(0,3)
  l1[1] ~ dnorm(-1.72581,0.847)l(-0.5,1)
  l1[2] ~ dnorm(0.10441,5.69)l(-2,2)
  l2[1] ~ dnorm(1.5626,1.4658)l(-2,3)
  l2[2] ~ dnorm(-0.22207,4.7)l(-3,3)
  l3[1] ~ dnorm(-0.27094,3)l(-1,3)
  l3[2] ~ dnorm(1.10563,2.375)l(-1,3)
}
INITS
list(l0=c(0.2,2),l1=c(0,0.3),l2=c(2,-0.1),l3=c(-0.1,2))
DATA
list(y=c(1,1,3,2,2,0,2,1,1,8,7,6,6,4,3,2,0,0,0,3,1,1,2,1,0,1,1,0,1,2,1,0),N=32,
alpha=c(1,1),x1=c(-1.40177285,-0.89809566,-0.55877319,-0.66707028,-
0.87755144,-0.78446096,-0.88543157,-1.28077141,0.88209576,
1.46214504,1.76162088,1.47497308,0.58472546,-0.20744133,-0.59890375,-
0.86777578,-0.34037990,-0.17735156,-0.01430157,0.13986071,0.24158209,
0.35654350,0.44208169,0.36598611,-0.67468408,-0.34213385,-0.37212044,-
0.69964835,-0.82664131,0.11031062,1.79506333,2.85832096),x2=c(
0.73960296,0.80204691,0.54529970,-0.04186939,-0.82144336,-1.56119013,-
2.09822101,-2.41765464,1.91591960,1.82137105,1.53522578,1.09026401,
0.55657839,0.02113330,-0.45866734,-0.87389318,0.54198775,
0.47085765,0.30803198,0.15817109,0.11281187,0.14810298,0.12337068,-
0.06309244,0.77162577,0.44215548,-0.05559407,-0.55927688,-0.87086266,-
0.90381255,-0.76306769,-0.61591160),x3=c(0.168839154,0.001306199,-
0.317986315,-0.797743260,-1.365650482,-1.894164349,-2.291017346,-
2.547210470,1.220754667,1.099257088,0.925237861,
0.677908303,0.367383144,0.047278185,-0.220387756,-0.414083956,
1.362852454,1.213339896,1.077653258,0.972151601,0.886706269,
0.785855168,0.641367130,0.462353367,0.348988956,0.056847197,-
0.194927189,-0.364614207,-0.447089504,-0.477743717,-0.491747826,-
0.491713519),T=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1))

```

Lampiran 2. (Lanjutan)

e. Program Model Poisson Regression

```

model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dpois(mu[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    log(mu[i]) <- l0[T[i]] + l1[T[i]] * x1[i]+l2[T[i]] * x2[i]+l3[T[i]] * x3[i]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
  l0[1] ~ dnorm(0.13741,4.5)l(-0.5,2)
  l0[2] ~ dnorm(1.72088,3.8)l(0,3)
  l1[1] ~ dnorm(-1.72581,0.847)l(-0.5,1)
  l1[2] ~ dnorm(0.10441,5.69)l(-2,2)
  l2[1] ~ dnorm(1.5626,1.4658)l(-2,3)
  l2[2] ~ dnorm(-0.22207,4.7)l(-3,3)
  l3[1] ~ dnorm(-0.27094,3)l(-1,3)
  l3[2] ~ dnorm(1.10563,2.375)l(-1,3)
}
INITS
list(l0=c(0,2,2),l1=c(0,0,3),l2=c(2,-0.1),l3=c(-0.1,2))

DATA
list(y=c(1,1,3,2,2,0,2,1,1,8,7,6,6,4,3,2,0,0,0,3,1,0,2,1,0,1,1,0,1,2,1,0),N=32,
alpha=c(1,1),x1=c(-0.65431,-0.31836,-0.34992,-0.68307,-
0.82377,0.10437,1.79068,2.83347,-0.32470,-0.16695,-
0.00818,0.14487,0.24566,0.35967,0.44193,0.35854,0.86458,1.45216,1.7687
1,1.52316,0.62396,-0.29760,-0.69707,-0.91176,-1.38233,-0.88419,-0.54400,-
0.65677,-0.87900,-0.77966,-0.87832,-1.27181),x2=c(
0.72647,0.39969,-0.10188,-0.61171,-0.92482,-0.95235,-0.80509,-
0.65536,0.47991,0.41500,0.25805,0.11821,0.09050,0.14438,0.12395,-
0.07569,1.88083,1.81939,1.57994,1.18833,0.69490,0.16581,-0.34311,-
0.80409,0.67338,0.77168,0.55704,0.00133,-0.77401,-1.53200,-2.08916,-
2.41953),x3=c(0.23177,-0.07540,-0.33958,-0.51501,-0.59653,-0.62386,-
0.63540,-
0.63275,1.29000,1.14128,1.01420,0.92938,0.87289,0.79339,0.64665,0.4433
8,1.17039,0.09326,0.99366,0.84814,0.64000,0.37658,0.09124,-
0.17889,0.08283,-0.05109,-0.32514,-0.75888,-1.29863,-1.82827,-2.25141,-
2.54820),
T=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,2,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1))

```

Lampiran 3. Hasil Uji

a. Hasil Uji Kesesuaian Distribusi

Anderson-Darling					
Sample Size	32				
Statistic	2,4506				
Rank	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	Yes	Yes	No	No	No

b. Hasil Uji Homogenitas Poisson Point Process

```
>quadrat.test(p,8,4)
```

Chi-squared test of CSR using quadrat counts

Pearson X2 statistic

data: p

X2 = 73.226, df = 31, p-value = 5.7e-05

alternative hypothesis: two.sided

Quadrats: 8 by 4 grid of tiles

Warning message:

Some expected counts are small; chi^2 approximation may be inaccurate

Lampiran 3. (Lanjutan)

- c. Hasil Uji Homogenitas Poisson Point Process Setelah Penambahan Titik Simulasi

```
> quadrat.test(ps,8,4)
```

```
Chi-squared test of CSR using quadrat counts  
Pearson X2 statistic
```

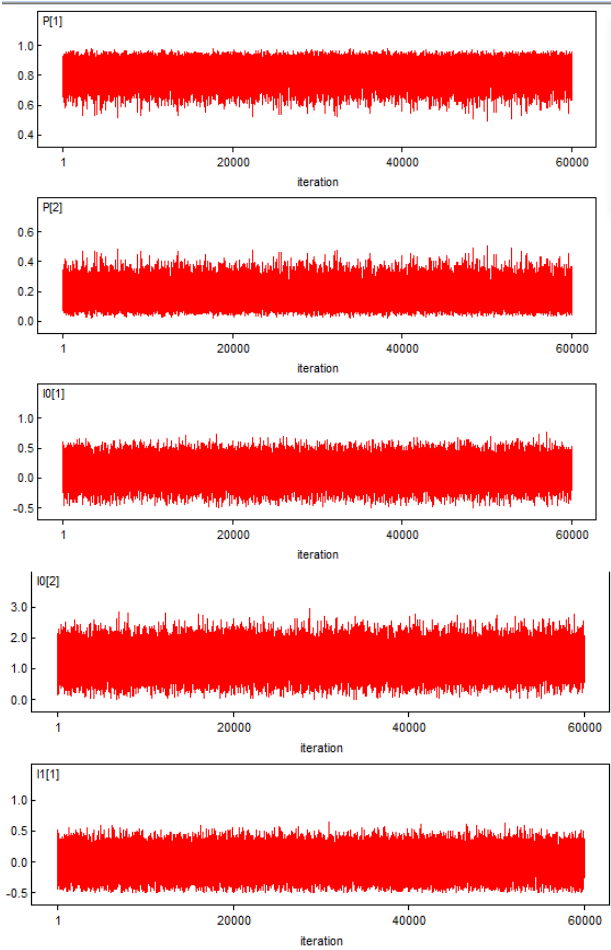
```
data: ps  
X2 = 70.587, df = 31, p-value = 0.000128  
alternative hypothesis: two.sided
```

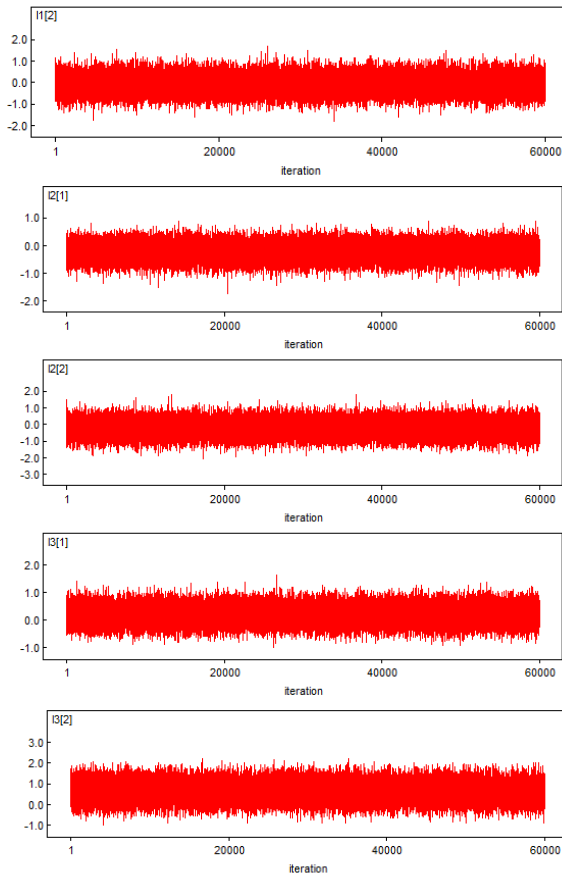
```
Quadrats: 8 by 4 grid of tiles
```

```
Warning message:
```

```
Some expected counts are small; chi^2 approximation may be  
inaccurate
```

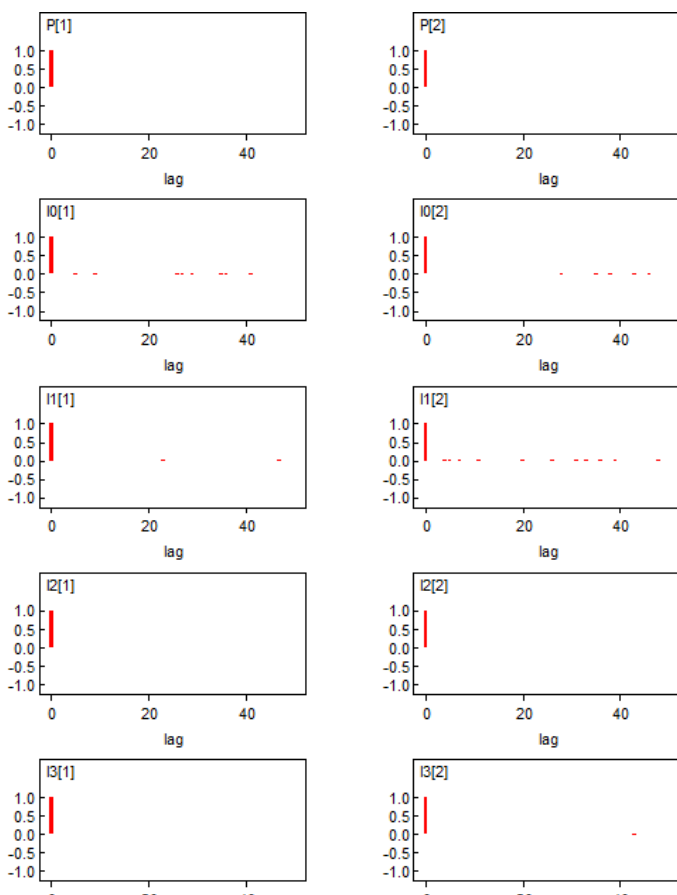
Lampiran 4. Output Model Mixture Poisson Regression
a. History Plot

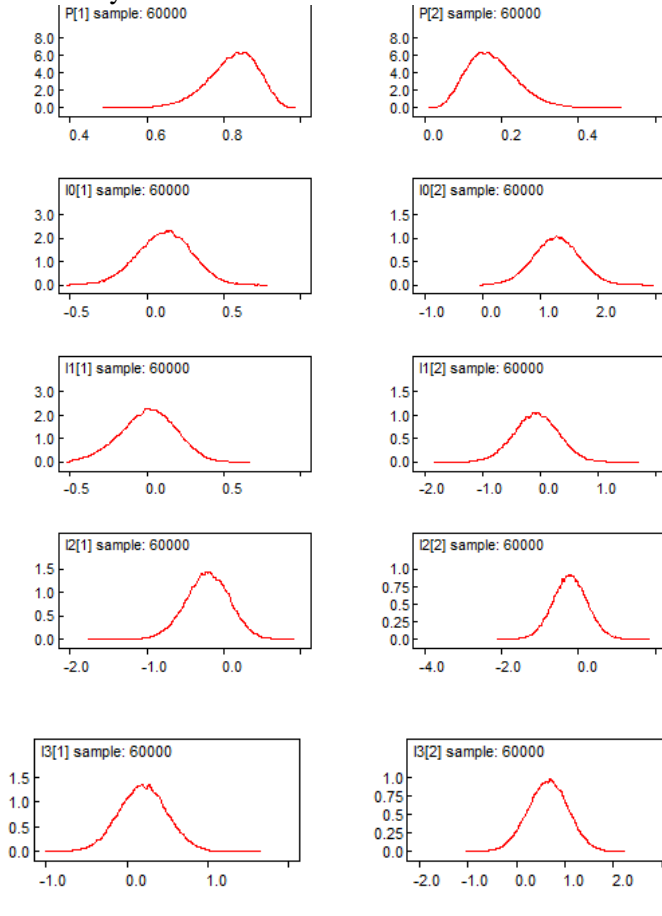




Lampiran 4. (Lanjutan)

b. Autocorelasi



Lampiran 4. (Lanjutan)**c. Density Plot**

Lampiran 4. (Lanjutan)

d. Statistics

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
P[1]	0.8235	0.06472	2.73E-4	0.6794	0.8301	0.9305	1	60000
P[2]	0.1765	0.06472	2.73E-4	0.06947	0.1699	0.3207	1	60000
I0[1]	0.1144	0.1752	6.679E-4	-0.2386	0.1188	0.4468	1	60000
I0[2]	1.286	0.3923	0.001659	0.5161	1.285	2.059	1	60000
I1[1]	0.009432	0.1777	7.276E-4	-0.3535	0.01471	0.3424	1	60000
I1[2]	-0.06376	0.3844	0.001676	-0.8192	-0.0633	0.685	1	60000
I2[1]	-0.2086	0.2809	0.001055	-0.7744	-0.2049	0.3275	1	60000
I2[2]	-0.2187	0.4423	0.001777	-1.086	-0.2205	0.6524	1	60000
I3[1]	0.2003	0.2977	0.001116	-0.3818	0.1992	0.7859	1	60000
I3[2]	0.6537	0.4173	0.001719	-0.1727	0.6582	1.464	1	60000

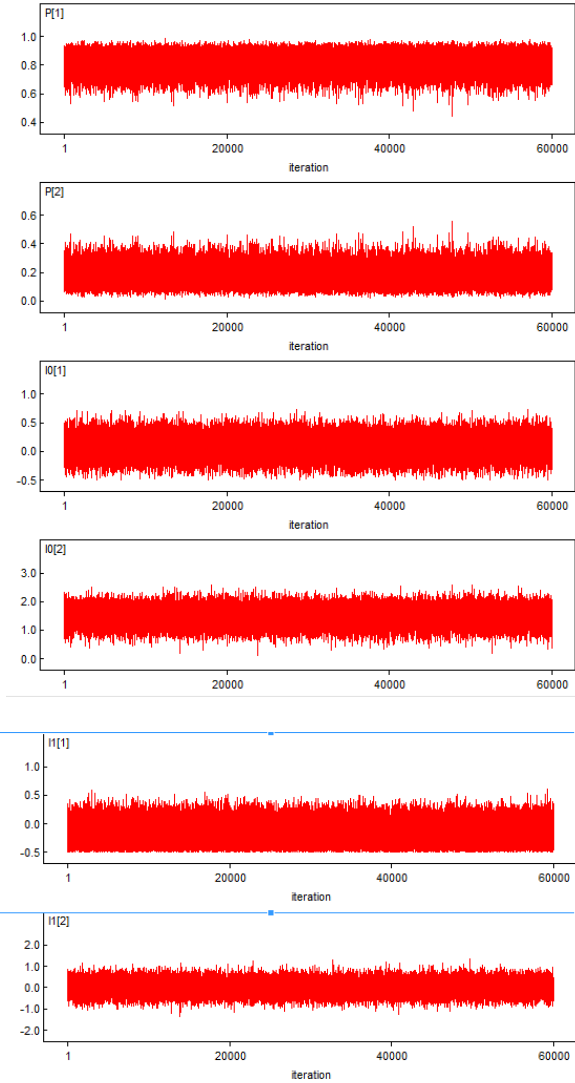
e. DIC

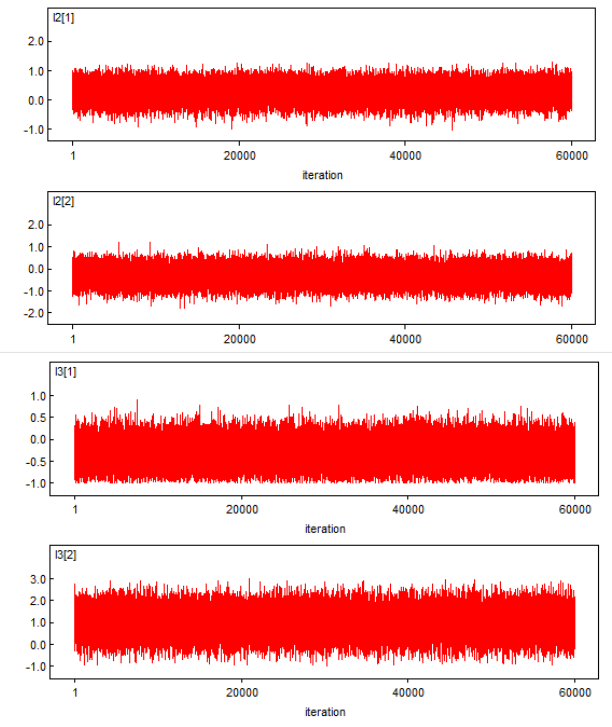
Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
T	28.697	27.778	0.918	29.615
I0	0.198	0.198	0.000	0.198
I1	4.182	4.182	0.000	4.182
I2	0.084	0.084	0.000	0.084
I3	0.223	0.223	-0.000	0.223
y	94.579	89.870	4.709	99.288
total	127.962	122.334	5.628	133.590

Lampiran 5. Output Model Simulasi *Mixture Poisson Regression*

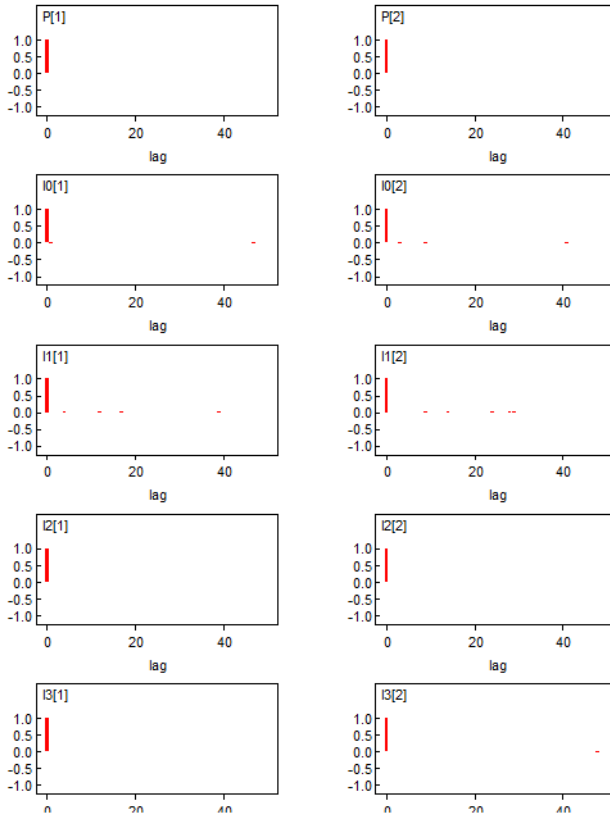
a. History Plot





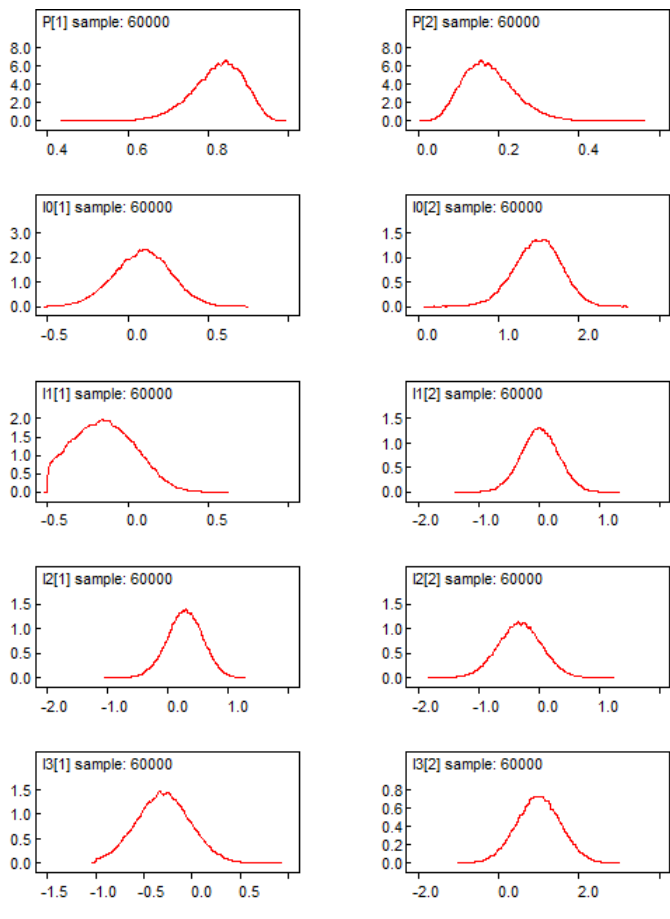
Lampiran 5. (Lanjutan)

b. Autocorelasi



Lampiran 5. (Lanjutan)

c. Density Plot



Lampiran 5. (Lanjutan)

d. Statistics

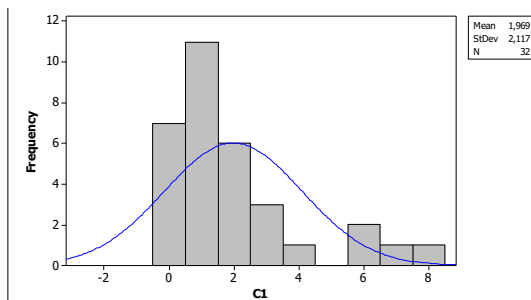
node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
P[1]	0.8234	0.0645	2.657E-4	0.6802	0.8297	0.93	1	60000
P[2]	0.1766	0.0645	2.657E-4	0.07001	0.1703	0.3198	1	60000
I0[1]	0.09048	0.1756	6.809E-4	-0.2628	0.09486	0.4279	1	60000
I0[2]	1.485	0.2906	0.001232	0.8981	1.493	2.033	1	60000
I1[1]	-0.1451	0.1878	7.609E-4	-0.4679	-0.1519	0.2325	1	60000
I1[2]	0.01773	0.3081	0.001316	-0.5905	0.01664	0.6227	1	60000
I2[1]	0.2808	0.2909	0.001288	-0.3065	0.2851	0.8357	1	60000
I2[2]	-0.3147	0.3581	0.001358	-1.018	-0.3141	0.3832	1	60000
I3[1]	-0.2957	0.276	0.001172	-0.833	-0.2972	0.2527	1	60000
I3[2]	0.9951	0.5511	0.002208	-0.08548	0.9947	2.083	1	60000

e. DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

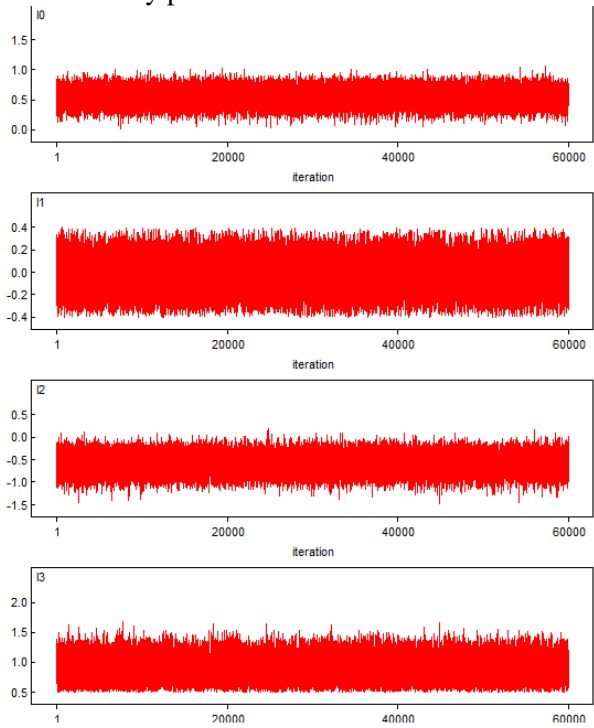
	Dbar	Dhat	pD	DIC
T	28.514	27.812	0.701	29.215
I0	0.198	0.198	0.000	0.198
I1	4.182	4.182	-0.000	4.182
I2	0.084	0.084	0.000	0.084
I3	0.223	0.223	-0.000	0.223
y	95.235	90.106	5.129	100.364
total	128.435	122.605	5.830	134.265

Lampiran 6. Histogram data jumlah puskesmas simulasi

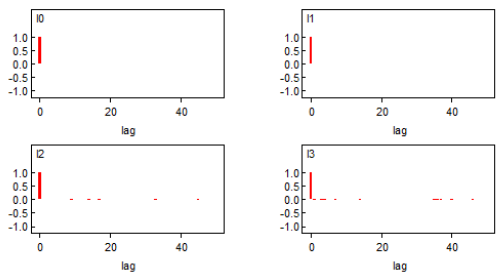


Lampiran 7. Hasil Estimasi Parameter model Regresi Poisson

a. History plot

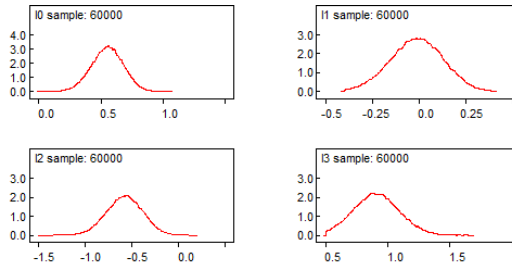


b. Autocorrelation



Lampiran 7. (lanjutan)

c. Density plot



d. Statistics

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
l0	0.5513	0.1279	4.93E-4	0.2952	0.5537	0.7953	1	60000
l1	-0.01184	0.1396	5.616E-4	-0.2909	-0.01021	0.2566	1	60000
l2	-0.5814	0.1938	7.793E-4	-0.967	-0.5783	-0.2093	1	60000
l3	0.9113	0.1783	7.068E-4	0.5773	0.9071	1.272	1	60000

e. DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

Dbar	Dhat	pD	DIC	
l0	0.065	0.065	0.000	0.065
l1	0.616	0.616	-0.000	0.616
l2	0.317	0.317	-0.000	0.317
l3	3.884	3.884	0.000	3.884
y	107.090	104.021	3.069	110.159
total	111.971	108.903	3.069	115.040

Lampiran 8. Surat Keterangan Pengambilan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMIPA ITS :

Nama : Choriah Margareta Kusumaningrum

NRP : 1313100047

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian/buku/Tugas Akhir/Thesis/publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Dinas Kesehatan Surabaya dan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.

Keterangan : Data Publikasi Lokasi dan Layanan Unggulan Puskesmas di Kota Surabaya, serta Data Jumlah Kunjungan Rawat Inap dan Rawat Jalan Puskesmas di Surabaya Tahun 2015, diunduh secara bebas dari <http://dinkes.surabaya.go.id/portal/upt-dinas/puskesmas/> dan http://www.depkes.go.id/resources/download/profil/PROFIL_KAB_KOTA_2015/3578_Jatim_Kota_Surabaya_2015.pdf

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir



(Prof. Nur Iriawan, M. Ilkom., Ph.D)
NIP. 19621015 198803 1 002

Surabaya, 5 Juli 2017



(Choriah Margareta K)
NRP. 1313 100 047

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap Choriah Margareta Kusumaningrum, merupakan anak pertama dari dua bersaudara dengan satu adik perempuan. Penulis dilahirkan di Madiun pada tanggal 7 Juni 1995. Pendidikan formal yang telah ditempuh ada-lah SDN Ngampel 01 (2001-2007), SMP Negeri 1 Mejayan (2007-2010), SMA Negeri 1 Mejayan (2010-2013). Pada tahun 2013 penulis melanjutkan pendidikannya di Jurusan Statistika ITS. Selama kuliah, penulis mendapatkan kepercayaan untuk menjadi asisten dosen mata kuliah Analisis Data I. Beberapa organisasi yang pernah diikuti penulis, yaitu HIMASTA-ITS 2014/2015 sebagai Staff Departemen Keilmia-han, UKM CLICK 2014/2015 sebagai Sekertaris II, HIMASTA-ITS 2015/2016 sebagai Kabiro Kominfo Departemen Keilmiah-an, UKM CLICK 2015/2016 sebagai Sekertaris I, Paguyuban Karya Salemba Empat (KSE) ITS 2015/2016 sebagai Staff *Technology Application Departement* (TAD), serta Paguyuban Karya Salem-ba Empat (KSE) ITS 2016/2017 sebagai Sekertaris Departemen Hubungan Luar. Apabila pembaca memiliki kritik dan saran atau ingin melakukan diskusi lebih lanjut terkait Tugas Akhir ini, dapat disampaikan melalui *email*: kusuma.basara@gmail.com

(Halaman ini sengaja dikosongkan)